

基于时间序列的航天器遥测数据预测算法

闫谦时, 崔广立

(西安工业大学 计算机科学与工程学院, 西安 710021)

摘要: 在航天器遥测数据预测领域, 基于时间序列的预测方法有着广阔的应用前景; 时间序列有一明显的特性就是记忆性, 记忆性是指时间数列中的任一观测值的表现皆受到过去观测值影响; 它的基本思想是根据观测数据的特点为数据建立尽可能合理的统计模型, 利用模型的统计特性解释数据的统计规律, 以期达到预报的目的; 提出了采用模式识别和参数估计的方法, 结合航天器遥测动态数据, 建立关于航天器遥测数据的时序预测模型, 对航天器遥测数据趋势进行检测和预报。

关键词: 遥测数据; 时间序列; 预测; 参数估计

Spacecraft Telemetry Data Prediction Algorithm Based on Time Series

Yan Qianshi, Cui Guangli

(School of Computer Science and Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: The prediction method based on time series has broad application prospects in the field of spacecraft telemetry data prediction. One obvious characteristic of time series is memory, and memory is the performance of any observed value in the time series. The basic idea of this model is to establish the statistical model of the data according to the characteristics of the observation data, and to use the statistical characteristics of the model to explain the statistics of the data, so as to achieve the purpose of forecasting. The algorithm using pattern recognition and parameter estimation method, and combined with the spacecraft telemetry dynamic data, the establishment of spacecraft telemetry data time series prediction model, to detect and forecast the trend of the spacecraft telemetry data.

Keywords: telemetry data; time series; forecast; parameter estimation

0 引言

近年来, 我国的航天科技发展日新月异, 然而, 不断增加的在轨航天器数量、不断延长的航天器设计寿命以及不断增多的航天器型号种类, 给地面的管理工作增加了更大的难度, 因此对于地面工作人员来说, 有效维护航天器运行的稳定性十分重要。和地面的模拟环境相比, 航天器运行的空间环境更加的复杂和不可知^[1]。航天器在运行过程中长期受到光照、辐射、太阳粒子等多种因素的作用和影响, 致使其运行过程中的性能与功能随在轨时间而发生一定变化, 而我们地面控制中心接收到的遥测数据的变化趋势可以有效的反映出这一情况。所以, 为了提高航天器运行的可靠性, 降低其运行风险, 保障航天器在轨道上长期安全的运行。我们有必要对航天器遥测数据在未来一段时期内的变化趋势进行预测, 进一步达到变化趋势外推的作用, 及时发现数据的异常变化。

在航天器遥测数据预测领域, 基于时间序列的预测方法有着广阔的应用前景。航天器遥测数据的种类繁多, 有长期趋势波动变化的; 有季节性变化的; 还有一些随机性变化的。遥测数据的变化能够反映航天器性能和状态的改变。根据这些改变, 从而可以对航天器各部件的性能和趋势进行预测。首先通过对航天器遥测数据参数值的变化特点进行平稳性检测分析, 然后采用差分运算法将非平稳的时间序列进行平稳化处理。然后根据时间序列算法特性选取适当的时间序列预测模型, 利用MDL准则和贝叶斯估计方法确定模型的阶数和参数。进而建

立完整的预测模型方程, 对遥测数据在未来一段时间内的趋势变化进行预测。

1 遥测数据预处理

卫星在复杂的空间环境中运行时, 会产生大量的遥测数据。这些遥测数据的变化规律能够很好的反应卫星的运行性能, 这些遥测数据包括发动机的温度、推进线路盒温度、太阳翼的温度、电池电压等等。然而, 在实际过程中由于航天器在运行时会受到复杂环境的影响, 致使我们得到的遥测数据有可能是非平稳序列。如果遥测数据的时序是非平稳的, 那么时间序列回归中可能会出现预测有偏和无效等问题。所以在进行遥测数据预测前, 对数据的变化规律进行预处理, 去除野值、跳变等情况, 得到平稳性序列。从而可以提高预测精度。常用有差分变换和对数变换进行。通常情况下我们需要对序列进行反复的变换和比较, 最终遥测数据时序的正态性和平稳性等达到相对较好的状态。

1.1 平稳性检验

平稳性检验是动态数据处理的必要前提, 因为时间序列算法的处理对象是平稳性的数据序列。所以获得一个时间序列之后, 要对其进行分析预测, 首先要保证该时间序列的平稳性。这里采用游程检验法对数据序列进行平稳性检验。

比如某卫星推进线路盒壳温样本序列为:

$$x = \{8.128, 8.604, 8.584, 8.870, 8.859, 8.574, 8.859, 10.288, 10.278, 10.564\}$$

序列的均值为 9.1608, 序列中比均值小的记为“-”, 比均值大的记为“+”, 得到符号序列, 其中每一段连续相同的符号序列称为一个游程。该样本序列的游程如下。

共有 2 个游程, 序列长度为 N :

收稿日期: 2016-11-29; 修回日期: 2017-01-05。

作者简介: 闫谦时(1973-), 男, 陕西西安人, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事航天器测控、专家系统方向的研究。

$$N = N_1 + N_2 \quad (1)$$

N_1 和 N_2 分别表示“+”和“-”出现的次数。游程总数 $r = 2$, 则统计量:

$$Z = \frac{r - E(r)}{\sqrt{D(r)}} \quad (2)$$

近似服从 $N(0, 1)$ 分布, 其中:

$$E(r) = \frac{2N_1N_2}{N} + 1 \quad (3)$$

$$D(r) = \frac{2N_1N_2(2N_1N_2 - N)}{N^2(N - 1)} \quad (4)$$

通过计算可得 $E(r) = 5.2, D(r) = 0.1358$, 进而 $Z = -8.6839$, 在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下, $|Z| = 8.6839 > 1.96$, 因此该温度参数序列是非平稳的。

1.2 数据平稳化处理

由于样本序列是非平稳的, 所以需要通过多次差分运算是遥测数据序列趋向平稳。差分运算可用后移算法 B 或者差分算子 ∇ 以及相应的阶数 d 表示。

一阶差分:

$$\nabla X_t = X_t - X_{t-1} = (1 - B)X_t \quad (5)$$

二阶差分:

$$\nabla^2 X_t = X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2} = (1 - B)^2 X_t \quad (6)$$

一般地, d 阶差分:

$$\nabla^d X_t = (1 - B)^d X_t \quad (7)$$

其中: ∇^d 称为 d 阶差分算子:

$$\nabla^d = (1 - B)^d = 1 - C_d^1 B + C_d^2 B^2 + \dots + (-1)^{d-1} C_d^{d-1} B^{d-1} + (-1)^d B^d \quad (8)$$

其中: $C_d^k = \frac{d!}{k!(d-k)!}$

为了消除时间序列中的趋势性, 我们通过逐项相减的方法从而之前相关性消除, 这就是差分法的基本思想。我们可以通过对时间序列进行一阶差分运算, 消除线性趋势。通过对时间序列进行二阶差分运算, 可以消除二阶线性趋势。当通过进行 d 阶差分运算, 就可以消除序列的 d 次多项式趋势。最终使得所需的非平稳时间序列逐渐趋于平稳。

2 遥测数据预测模型

根据遥测参数随着时间而发生规律性变化的特点, 我们采用基于时间序列模型的外推预测方法。时间序列预测是根据历史的数据来对时间序列的未来趋势进行推测^[3]。它的基本思想是根据观测数据的特点为数据建立尽可能合理的统计模型, 利用模型的统计特性解释数据的统计规律, 以期达到预报的目的。本算法采用模式识别和参数估计的方法, 结合航天器遥测动态数据, 建立关于航天器遥测数据的时序预测模型, 对航天器遥测数据趋势进行检测和预报。在实际应用中许多平稳时间序列往往可由自回归模型、滑动平均模型和自回归滑动平均模型近似表示, 这样可以使得相关的分析变得比较简单, 同时也为平稳随机序列的分析和产生提供了有效方法。

(1) 自回归模型。

时间序列模型中的一种比较简单常见的模型是自回归模型, 它是一种把自身当做回归变量的过程。它是把后期随机变量通过利用前期随机变量的线性组合来描述的一种线性回归模型方式。对于时间序列 $\{x_t\}$, 当它的回归系数用 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 表示, μ_t 为白噪声序列, 并且随机项 μ_t 与 $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}$ 不

相关。那么自回归模型的表达式如下:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + \mu_t \quad (9)$$

此模型称为 p 阶自回归模型。

(2) 滑动平均模型。

对于时间序列 $\{x_t\}$, 当它的滑动平均参数为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 时, 那么滑动平均模型的表达式为:

$$x_t = \mu_t - \theta_1 \mu_{t-1} - \theta_2 \mu_{t-2} - \dots - \theta_q \mu_{t-q} \quad (10)$$

该模型记为 $MA(q)$ 。模型的待估参数为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$, 模型的阶数为 q 。

(3) 自回归滑动平均模型。

自回归移动平均模型, 就是把自回归过程 AR 和移动平均过程 MA 结合起来的模型。通过该模型对时间序列样本数据进行模拟。利用 ARMA 方法可以通过有限的样本数据拟合具有一定精度的时间序列数学模型。对于时间序列 $\{x_t\}$ 自回归滑动平均模型的表达式如下:

$$x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \varphi_2 x_{t-2} - \dots - \varphi_p x_{t-p} = \mu_t - \theta_1 \mu_{t-1} - \theta_2 \mu_{t-2} - \dots - \theta_q \mu_{t-q} \quad (11)$$

在上面的式子中 p 是模型的自回归阶数, q 是模型的移动平均阶数。自回归参数是 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$, 移动平均参数为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$, 它们是待定参数。AR 模型和 MA 模型是 ARMA 模型的特殊情况。一个 ARMA 过程可能是 AR 与 MA 过程、几个 AR 过程、AR 与 ARMA 过程的迭加, 也可能是测度误差较大的 AR 过程。ARMA(p, q) 是一种比 AR(p) 和 MA(q) 更具普遍性的模型。而 AR(p) 模型和 MA(q) 模型可以看作是 ARMA(p, q) 模型的两个特例。在实际应用任何时间序列都可以通过 ARMA(p, q) 模型来进行预测。

3 模型的定阶

根据时间序列的一段样本 $\{x_t\}, i = 1, 2, \dots, N$ 所包含的信息, 利用自相关函数, 偏相关函数的性质和其他准则 (如 AIC、MDL), 建立一个能够正确反映时间序列变化过程的模型。通常情况下, 如果时间序列的自相关函数有截断点, 即当阶数大于某个数值时, 它的自相关系数开始等于零, 而它的偏自相关系数却只是随着阶数的增大而逐渐减小, 没有截断点, 这时采取 MA(q) 模型。对于随着阶数的增加而时间序列的自相关函数是逐渐减少的, 而没有截断点, 但是它的偏自相关函数却是有截断点的, 这种情况下我们通常选择 AR(p) 模型。设若时间序列的自相关函数和偏自相关函数都只是伴随着阶数的增加而逐渐衰减, 但均无截断点, 则无论是采用 AR(p) 模型还是采用 MA(q) 模型, 其中所包含的待估参数都比较多。这时, 我们通常选择 ARMA(p, q) 模型。通过对偏自相关函数的计算, 我们可以方便的选取预测模型。这样就可以通过每个模型的截尾性和拖尾性把各个模型识别出来。

为了最终建立完整的预测方程, 需要取得最优阶次。要确定预测模型的阶次, 就是要求得模型中的 p 和 q 。常用的方法有 AIC 准则、MDL 准则、残差方差法等。这里选择使用 MDL 准则法进行模型定阶。

MDL 准则的计算公式为:

$$MDL(\theta_n) = N \ln L(\hat{\theta}, n) + \theta_n \ln N \quad (12)$$

L 是极大似然函数, N 为序列长度, $\hat{\theta}$ 是极大似然估计。通过 $MDL(\theta_n) = \text{极小值}$, 我们可以得到 θ_n 。从而可以得到所

需要的阶数，因为 n 即为要确定的阶数。

4 估计模型参数

参数估计的方法有很多，每种方法都有各自的优缺点。矩估计法的优点是思想简单直观，不需要假设总体分布，计算量也比较小。但是也存在着信息浪费的缺点。而极大似然估计法和最小二乘法都需要假定总体分布，并且计算量比较大。贝叶斯估计的估计精度比较高，所以在这里采用贝叶斯方法来估计模型的参数，首先我们需要计算出模型的似然函数：

$$B(X | \bar{X}, \Phi, \Theta, \sigma^2, \tilde{\epsilon}) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n \tilde{\epsilon}_i^2\right) \quad (13)$$

这里 B 代表模型的滞后算子， $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $\bar{X} = (x_0, x_{-1}, \dots, x_{-p+1})^T$, $\tilde{\epsilon} = (\epsilon_0, \epsilon_{-1}, \dots, \epsilon_{-q+1})^T$, $\Phi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p)^T$, $\Theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)^T$ [6]，然后求得各个参数的后验分布。

参数 θ_j ($j = 1, 2, 3, \dots, q$) 的后验分布为：

$$p_{\theta_j}(\theta_j | X, \bar{X}, \Phi, \Theta_{-j}, \sigma^2, \tilde{\epsilon}) \propto B(X | \bar{X}, \Phi, \Theta, \sigma^2, \tilde{\epsilon}) \pi_{\theta_j}(\theta_j) \quad (14)$$

参数 φ_i ($i = 1, 2, 3, \dots, p$) 的后验分布为：

$$p_{\varphi_i}(\varphi_i | X, \bar{X}, \Phi_{-i}, \Theta, \sigma^2, \tilde{\epsilon}) \propto B(X | \bar{X}, \Phi, \Theta, \sigma^2, \tilde{\epsilon}) \pi_{\varphi_i}(\varphi_i) \quad (15)$$

参数 σ^2 的后验分布为：

$$p_{\sigma^2}(\sigma^2 | X, \bar{X}, \Phi, \Theta, \tilde{\epsilon}) \propto B(X | \bar{X}, \Phi, \Theta, \tilde{\epsilon}) \pi_{\sigma^2}(\sigma^2) \quad (16)$$

给定 Φ, Θ, σ^2 的初值 $\hat{\omega}_1^{(0)}, \dots, \hat{\omega}_p^{(0)}$ 和 $\theta_1^{(0)}, \dots, \theta_q^{(0)}$ 和 $\sigma^{2(0)}$ ，然后从后验分布中分别抽取 $\varphi_i, \theta_j, \sigma^2$ 的值，然后反复迭代直到收敛，最终估计出模型方程的参数值。

通过对时间序列数据是否能够满足平稳性要求进行判定，当处于非平稳时进行平稳化处理。然后选择一种合适的自回归模型判定阶数、估计参数，建立具体的估计方程。然后将已知的时间序列的项代入方程，可预测时间序列中的未来项。

对于具有周期性和平稳性变化规律的遥测参数，比如主母线电压等，具有很好的预测效果。

5 应用实例

本文以某卫星北主母线电压的遥测参数作为实例对象，由于卫星运行在复杂的空间环境中电压的参数变化具有特殊性，需要对数据进行预处理。对于获得的遥测参数可能会出现跳码、数据不连续等一些非平稳现象，我们在进行预测模型选择之前要对数据进行预处理。把有效参数选择出来，并对遥测数据按照一定的周期性进行取样，同时选取特定的时间间隔的数据以便建立合理的预测模型。首先通过建立相应的时间序列，并进行平稳性检验，得到该时间序列是非平稳的，然后通过差分法进行平稳性处理。经过数据预处理，可以提高预测的精度，然后建立时间预测模型进行预测。

5.1 原始数据和预测数据对比

我们选取某卫星北主母线电压样本数据进行分析，选取任意四天的数据作为原始数据应用时间序列模型，来对后七天的数据变化趋势进行预测，并对比真实值进行误差分析。通过对四天数据的分析得到的效果图如图 1 所示。

从整体趋势上看，该数据变化具有日周期性的特点。虽然在每个周期内具体的参数值会存在略微差异，但总体周期趋势是不变的。所以它可以运用我们的算法来进行预测。经过实验得到后七天的实际数值和预测数值的对比图如图 2~3 所示。

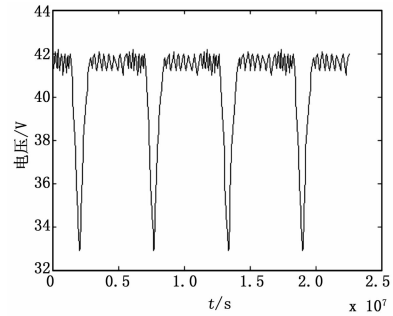


图 1 某卫星任意四天的北主母线电压曲线

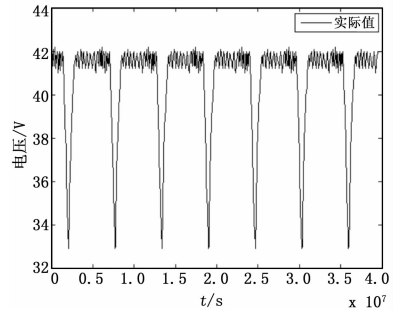


图 2 后七天的电压实际数据曲线

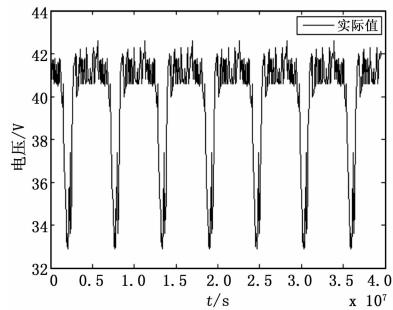


图 3 后七天的电压预测数据曲线

5.2 实验结果分析

利用建立好的预测模型，把预测得到的电压数据序列和原始数据进行对比，通过分析可以发现该模型的预测出的数据趋势能够较好的反映主母线电压原始时间序列数据的发展趋势。从图 3 的预测结果中可以观察到，在一些具体数值上，预测结果和实际数据值之间存在着一定程度的偏差。但在时间序列数据整体发展趋势上，原始时间序列中变化较为剧烈的点以及周期性的特点，在该预测模型中都得到了很好的体现。

我们可以发现该模型能够适应电压数据的预测计算，能够预测出数据的状态变化。为了评定模型的预测精度，我们计算七天的相对误差率。相对误差率 = (预测值 - 实际值) / 实际值。预测结果标准误差值如表所示：

表 1 相对误差率

天	1	2	3	4	5	6	7
相对误差率	0.89%	1.01%	1.11%	1.63%	2.16%	2.89%	3.18%

通过分析预测精度变化表，可以看出电压的变化较为剧烈。在前期，预测的精度相对较高，但随着时间的推移预测的

相对误差率逐渐增大, 预测精度逐渐降低。通过该实验结果可知该预测算法对于短期的航天器遥测数据的预测是有效的。由于该预测算法所采用的预测模型属于线性模型, 而卫星主母线电压参数具有非线性特点, 所以该预测算法对于短期内遥测数据预测的拟合度较高, 而对于长期的预测精度较低。

6 结论

通过上述分析表明, 上述算法对航天器遥测数据在未来短时期内的发展趋势的预测是有效的。由于航天器长期运行在复杂的空间环境中, 遥测数据不仅会受到外部空间环境的影响, 同时也会受到自身工作环境等内在因素的干扰, 从而导致一些遥测数据具有强烈的非平稳变化趋势。对于非线性的遥测参数, 该算法的拟合度较低, 参数的估计精度还有待进一步提高。今后的研究中可以结合 BP 网络算法等方法对该算法不断

(上接第 187 页)

表 4 运行时耗对比

加密方式	30 条数据运行时耗/s	60 条数据运行时耗/s
AES 加密算法	0.393	0.502
本模型敏感数据加密	0.189	0.247
本模型私人数据加密	0.212	0.266
本模型整体加密时间	0.401	0.513

针对以上表格, 可以看出 AES 加密算法与本模型的数据加密总时耗接近, 虽然 AES 加密算法需要在加密每个数据项时产生新的密钥并存储, 但是本模型则需要查找相应密钥并返回, 所以在加密时间本模型总加密时间会多一点。其中敏感数据只需要查询数据字典来确定密钥, 所以所需时间相对短一点; 而私人数据则需要同时查询数据字典与用户权限表两张表, 所以会更耗时一些, 但是因为总体加密时间不会增加太多, 所以系统效率的降低在可接受范围内。

单纯使用 AES 加密算法一次一密的加密方式产生了 90 个与 180 个密钥, 而本系统不受数据量的影响只有 4 个密钥, 远远小于单纯使用 AES 加密算法一次一密加密的密钥数量, 在密钥管理方面节省了大量空间与时间。

本模型中敏感数据根据数据字典动态选用加密粒度, 不仅可以减少密钥数量, 减轻密钥管理的负担, 因为密钥的读取的时耗也是常数级的, 也不会大量增加系统运行时间。私人数据部分由用户自己保管, 减少了密钥泄露的可能性, 从而保证私人数据不会被第三者获知, 保护其隐私性。三类数据与二级密钥管理的方式大大提高了数据库的安全性, 在系统耗时增加可以接受的情况下, 节省了查询时间与存储空间。

4.3 模型评测

本系统开销较小, 相对于单纯使用 AES 加密算法一次一密加密的方式时耗增加不多, 密钥管理更加方便, 可以更好地对数据库中敏感数据进行保护。用户数据接口模块也降低了应用的所承受的压力, 将一部分数据过滤交由后台处理, 对 sql 注入进行了一定过滤。数据分类方式大大减少系统开销, 对私人密钥分割的方式也增加了私人数据的安全性, 而根据数据字典动态选取加密粒度的方式不仅增加了安全性, 也减轻了密钥管理的复杂度, 在保证数据安全性的前提下, 减轻了系统负担, 增加了可行性。密钥管理模块的二级密钥管理方式, 对存储在数据库中的密钥进行加密, 同时将根密钥储存在物理令牌中,

优化, 提高该方法对于遥测数据长期的预测精度。

参考文献:

- [1] 孙 健. 在轨航天器遥测数据在线预测系统分析与设计 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2013.
- [2] 闫 坤. 基于时间序列模型的分析预测算法的设计与实现 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2008 (5).
- [3] 肇 刚, 李言俊. 基于时间序列数据挖掘的航天器故障诊断方法 [J]. 飞行器测控学报, 2010 (3): 1-5.
- [4] 张金玉, 张 炜. 装备只能故障诊断与预测 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [5] 罗风曼. 时间序列预测模型及其算法研究 [D]. 成都: 四川大学, 2006.
- [6] 王咪咪. 时间序列 ARMA 模型的贝叶斯分析 [J]. 科技信息, 2011: 568.

保护了密钥的安全, 从而保证数据库敏感数据的安全性。

但是为了保证加密效果, 数据字典的预先设定十分重要, 所以需要事先设定一个考虑全面的数据字典, 这是对数据库设计者的一个挑战。

5 结论

本文提出了针对敏感数据的数据加密模型, 该模型使用了用户数据接口、加密引擎与密钥管理模块来对数据进行分类处理, 根据数据字典与用户权限表确定数据与密钥的对应关系, 采取根据数据字典动态选择加密粒度加密的方式, 使用二级密钥管理的方式, 对密钥采用定时扫描, 一次性更新的方式, 解决了敏感数据的加密与密钥管理问题, 实验数据表明本模型的时耗增加是可接受的, 密钥管理则便利许多, 节省许多存储密钥的空间, 数据库的安全性也得到了保证, 保护了数据库中的敏感数据的安全。

参考文献:

- [1] 胡 敏. Web 系统下提高 MySQL 数据库安全性的研究与实现 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2015.
- [2] 张金辉. AES 加密算法分析及其在信息安全中的应用 [J]. 信息网络安全, 2011, 05 (5): 31-33.
- [3] 李卫平, 张天伍. 数据库加密模型设计探讨 [J]. 煤炭技术, 2012, 31 (6): 217-218.
- [4] 吴翰清. 白帽子讲 Web 安全 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2014.
- [5] 成晓利. Web 应用 SQL 注入漏洞测试系统的研究与实现 [D]. 成都: 西南交通大学, 2013.
- [6] 李绍武. 试析计算机网络数据库存在的安全威胁和应对措施 [J]. 通讯世界, 2014, 18 (09): 32-33.
- [7] 吴开均. 数据库加密系统的设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
- [8] 常红梅. 基于存储过程的数据库安全性实践初论 [J]. 网络安全技术与应用, 2015, 4 (4): 112-112.
- [9] 盖玉莲. 加密技术在数据库安全中应用研究 [J]. 计算机科学研究, 2009, 12 (51): 81-84.
- [10] Fonseca J, Seixas N, Vieira M, et al. Analysis of Field Data on Web Security Vulnerabilities [J]. IEEE Transactions on Dependable & Secure Computing, 2014, 11 (2): 89-100.
- [11] Fonseca J, Vieira M, Madeira H. Evaluation of Web Security Mechanisms using Vulnerability and Attack Injection [J]. IEEE Transactions on Dependable & Secure Computing, 2014, 11 (5): 440-453.