

基于奇异谱分析的机场噪声时间序列预测模型

温冬琴 王建东

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 210016)

摘要 随着我国民航事业的不断发展,机场噪声问题日益严重。针对机场噪声时间序列预测问题,提出了一种基于奇异谱分析的噪声序列预测模型,即将机场噪声时间序列按照奇异谱分析预测的方法进行奇异值分解,得到主分量和经验正交函数,分析其趋势和振动的特点,然后选择适当的特征向量进行序列重构,通过线性重复公式建立预测模型。在此基础上,提出通过状态转移矩阵确定残差偏离方向,并根据残差的偏离方向和贡献率将重构模型忽略的次要成分计算进去,进而对预测值进行修正。在某机场实测数据中的应用表明,该方法的准确度明显优于已有 SSA 预测方法。

关键词 奇异谱分析,机场噪声时间序列,预测模型,状态转移矩阵,贡献率

中图分类号 TP399 **文献标识码** A

Prediction Model for Airport-noise Time Series Based on SSA

WEN Dong-qin WANG Jian-dong

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract Along with the development of civil aviation in our country, the airport noises are getting more and more serious. Aimed at the airport-noise time series prediction problem, this paper presented the prediction model based on SSA, in which the airport-noise time series are obtained by singular value decomposition, and the principal component and the Empirical orthogonal function are obtained, the characteristics of trend and vibration are analyzed and then the appropriate feature vectors are selected for sequence reconstruction, and prediction model is constructed by linear repeating formula. Based on the state-transition matrix and contribution ratio, the forecast values are revised. The experiment on the measured data of an airport shows that the accuracy of this model is better than other original prediction models.

Keywords SSA, Airport-noise time series, Prediction model, State-transition matrix, Contribution ratio

1 引言

随着社会的进步和我国民航事业的不断发展,机场噪声日渐严重。由于种种原因,我国对机场噪声问题的研究起步较晚。为了更加有效地规划机场布局,合理地构建航班班次,需要对每天的机场噪声数据值进行研究。从时域上看,每天的机场噪声数据值构成了一种时间序列,进而将时间序列分析方法运用到噪声时间序列预测中,为人们预测和控制噪声提供了方便。时间序列分析是概率统计学科的一个分支,它运用概率统计的理论和方法分析随机数据序列,并对其建立数学模型,并在此基础上进一步分析随机数据的统计特性^[1]。随着时间序列分析方法的日趋成熟,其被广泛地用到预报预测领域。

由 Vautard 和 Ghil^[2] 提出的奇异谱分析(SSA)方法,是对一维的时间序列进行分析的主成分分析方法^[3]。该方法综合了传统时序分析方法,比如线性代数、多元统计、多变量几何、动力系统和信号处理,适用于从短噪声时间序列中提取信息。SSA 在气象学、物理学、经济学和金融数学等范围都具有广泛的应用,SSA 首次提取趋势和谐波分量用于气象和地

球物理时间序列中。最近几年,SSA 已被应用到许多实际问题。文献[4]提出将奇异谱分析用到太阳黑子数时间序列中以提取其周期;文献[5,6]分别提出将奇异谱分析与预测用到欧洲工业生产总量和每日汇率预测中;文献[7]提出将奇异谱分析应用到心脏杂音和分类识别上;文献[8]提出将奇异谱分析预测应用到高光谱数据的降噪中;文献[9,10]分别提出将奇异谱用到印度能源消耗时间序列和伊朗电力市场的短期载荷的分析与预测中;文献[10]提出在作预测时,用真实值代替预测值,避免积累误差。本文在此基础上,提出将奇异谱分析应用到机场噪声时间序列的分析与预测中,分析其趋势等规律,并利用状态转移矩阵和贡献率,将重构模型忽略的次要成分计算进去,进而对预测值进行修正。

2 奇异谱分析与预测

奇异谱分析通过将序列分解成元素行为模式的方法,将含有延迟坐标相空间的信息拆开,通过使用数据适应滤波器来将时间序列分开为统计的独立成分,这些成分主要当作趋势、振动或噪声进行分类^[11]。

2.1 奇异谱分析

奇异谱分析主要包括两个部分:分解和重构。分解的具

到稿日期:2013-03-26 返修日期:2013-06-03 本文受面向机场感知的噪声监测及其环境影响评估(61139002)资助。

温冬琴(1988—),女,硕士生,主要研究方向为数据挖掘和机场噪声时间序列分析,E-mail:wendongqinnuaa@163.com;王建东(1945—),男,教授,博士生导师。

体操作如下:设有时间序列 $R = \{r_1, \dots, r_N\}$, 长度为 N , 给定嵌套维数 $L (L \leq N/2)$, 按照如下方式构造轨迹矩阵:

$$X = \{x_{ij}\}_{i,j=1}^{L,K} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & \dots & r_K \\ r_2 & r_3 & \dots & r_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_L & r_{L+1} & \dots & r_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $K = N - L + 1$ 。

设 XX^T 的特征值为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$, 其对应的单位特征向量为 U_1, U_2, \dots, U_L , 令 $V_i = X^T U_i / \sqrt{\lambda_i} (i=1, 2, \dots, L)$, 进而将 X 进行奇异值分解:

$$X = \sum_{i=1}^L \sqrt{\lambda_i} (U_i V_i^T) \quad (2)$$

式中, $\sqrt{\lambda_i} (i=1, 2, \dots, L)$ 称为奇异谱密度。记 $d = \text{rank}(X) = \max(i, \lambda_i > 0)$, 则有

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_d \quad (3)$$

式中, $X_i = \sqrt{\lambda_i} (U_i V_i^T) (i=1, 2, \dots, d)$ 称为特征向量, U_i 称为经验正交函数, V_i 称为主分量, $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$ 称为 X 的特征三元组。

Palus 和 Dvorak(1992) 已提出在奇异值分解后, 白噪声 X_n 分布在各个特征向量中, 而信号能量 X_s 主要集中在前几个特征向量中^[12]。故上式可改写成

$$\begin{aligned} X &= X_s + X_n \\ &= \sum_{i=1}^r \sqrt{\lambda_i} (U_i V_i^T) + \sum_{i=r+1}^d \sqrt{\lambda_i} (U_i V_i^T) \\ &\approx \sum_{i=1}^r \sqrt{\lambda_i} (U_i V_i^T) \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $r < d$ 为自然数, 表示信号能量主要集中的特征向量个数。注意到 $\|X\|^2 = \sum_{i=1}^d \lambda_i$, $\|X_i\|^2 = \lambda_i (i=1, 2, \dots, d)$, 故定

义特征向量的贡献率 $\frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^d \lambda_i}$, 进而有 $\frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i}{\sum_{i=1}^d \lambda_i}$ 表示 r 个特征向量对 X 的贡献率。

在分解的基础上进行重构, 重构分为两个步骤: 分组和对角平均。分组即把特征向量 X_i 划分到几个组, 并在组内进行相加。记 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_p\}$, 相应的 $X_I = X_{i_1} + \dots + X_{i_p}$, 进而 X 可划分成不相交的 M 个矩阵合成之和, 即 $X = X_{n1} + X_{n2} + \dots + X_{nM}$; 对角平均是将每个 $X_{n_i} (n=1, 2, \dots, M)$ 转化成时间序列, 具体操作如下:

令 $L^* = \min(L, K)$, $K^* = \max(L, K)$, 记 $x_{ij}^* = \begin{cases} x_{ij}, & L < K \\ x_{ji}, & L \geq K \end{cases}$, 对角平均将矩阵 X 转化成序列 g_0, \dots, g_{N-1} , 转化过程如下:

$$g_k = \begin{cases} \frac{1}{k+1} \sum_{m=1}^{k+1} x_{m, k-m+2}^*, & 0 \leq k < L^* - 1 \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} x_{m, k-m+2}^*, & L^* - 1 \leq k < K^* \\ \frac{1}{N-k} \sum_{m=k-K^*}^{N-k+1} x_{m, k-m+2}^*, & K^* - 1 \leq k < N \end{cases} \quad (5)$$

通过对角平均, 产生长度为 N 的新序列 $R_n (n=1, 2, \dots, M)$, 因此, 原序列 R 可分解为 M 个时间序列的和。

2.2 SSA 重复预测算法

SSA 重复预测方法建立在重构序列上, 具体步骤如下:

• 268 •

$$\begin{cases} \nu^2 = \pi_1 + \pi_2 + \dots + \pi_r (r < d) \\ A = \frac{1}{1-\nu^2} \sum_{i=1}^r \pi_i U_i^* = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{L-1}) \end{cases}$$

式中, $U_i^* \in \mathcal{R}^{L-1}$, 表示 U_i 的前 $(L-1)$ 行, π_i 为 U_i 的最后一个列元素, 则有 $r_L' = \alpha_1 r_{L-1}' + \dots + \alpha_{L-1} r_1'$, 符合 LRF^[5], 其中 $r_i' (i=1, \dots, L)$ 为重构序列 R' 。既而可得到预测步长为 h 的预测公式, 记 $Y_{N+h} = (y_1, \dots, y_{N+h})$, 则有

$$y_i' = \begin{cases} r_i', & i=1, \dots, N \\ \sum_{j=1}^{L-1} \alpha_j y_{i-j}', & i=N+1, \dots, N+h \end{cases} \quad (6)$$

为了避免累积错误, 2011 年 Afshar 和 Bigdeli 已提出用真实值代替预测值^[10], 即

$$\begin{aligned} y_{N+1}' &= \alpha_1 y_N + \alpha_2 y_{N-1} + \dots + \alpha_{L-1} y_1 \\ y_{N+2}' &= \alpha_1 y_{N+1} + \alpha_2 y_N + \dots + \alpha_{L-1} y_2 \\ &\vdots \\ y_{N+h}' &= \alpha_1 y_{N+h-1} + \alpha_2 y_{N+h-2} + \dots + \alpha_{L-1} y_h \end{aligned} \quad (7)$$

本文在此基础上提出对预测值进行修正, 采用文献^[10]的方法预测出一组值 $Y' = \{y_1', y_2', \dots, y_T'\}$, 长度为 T , 取其中 $t (t < T)$ 个预测值作为训练集, 剩余的作为测试集。具体操作如下:

记残差值 $\Delta(k) = y_k - y_k' (k=1, \dots, t)$, 其中 y_k 表示实际值, y_k' 表示预测值, 按照如下方式将残差值分为两种状态, 用 $E(k)$ 表示, 即

$$E(k) = \begin{cases} E_1, & \Delta(k) \leq 0 \\ E_2, & \Delta(k) > 0 \end{cases} \quad (8)$$

用矩阵形式 $[1, 0]$ 和 $[0, 1]$ 分别表示 $E(k)$ 处于 E_1 状态和 E_2 状态。

定义 n 步 (一般取 1 或 2) 转移概率为残差值序列由状态 E_i 经过 n 步转移到 E_j 的概率, 记为 $p_{ij}(n) = M_{ij} / M_i (i, j=1, 2)$, 其中 M_i 为状态 E_i 出现的次数, M_{ij} 为状态 E_i 经过 n 步转移到状态 E_j 的次数; 在计算 n 步转移概率时, 由于数据序列的最后状态转向是不确定的, 因此在计数时要把数据序列的最后 n 个数据去掉。即计 M_i 时就把最后 n 个数据去掉, 但在计 M_{ij} 时, 则不把最后 n 个数据去掉。

$$\text{记状态转移矩阵 } P(n) = \begin{pmatrix} P_{11}(n) & P_{12}(n) \\ P_{21}(n) & P_{22}(n) \end{pmatrix}, \text{ 其中 } P_{ij}(n)$$

$$= \begin{cases} 1, & p_{ij}(n) > 1/2 \\ 1/2, & p_{ij}(n) = 1/2, \text{ 则 } t+1 \text{ 时刻的状态 } E(t+1) = E(t) \\ 0, & p_{ij}(n) < 1/2 \end{cases}$$

$P(1), t+2$ 时刻的状态 $E(t+2) = E(t)P(2)$, 其中 $E(t)$ 为 t 时刻残差值所处的状态, 用矩阵形式表示, 运用以下公式改进预测值:

$$\hat{y}_i = \begin{cases} y_i' - y_i' (1 - \ell_{1,r}), & E(i) = [1, 0] \\ y_i' + y_i' (1 - \ell_{1,r}), & E(i) = [0, 1] \\ y_i', & E(i) = [1/2, 1/2] \end{cases} \quad (9)$$

即

$$\hat{y}_i = \begin{cases} \ell_{1,r} y_i', & E(i) = [1, 0] \\ (2 - \ell_{1,r}) y_i', & E(i) = [0, 1] \\ y_i', & E(i) = [1/2, 1/2] \end{cases} \quad (10)$$

式中, $i = t+1, \dots, T$ 。然后计算出第 3 到 $t+2$ 时刻的残差, 重新构造状态转移矩阵和初始状态, 进而修正预测值, 以此类推, 修正剩余的预测值。

3 实验

已有数据为国内某机场监测点 2010 年 2 月至 8 月实测数据,数据为 15 个观测点,每秒采集一次获得(单位 dB)。面对大量数据,选取 2 号和 12 号观测点 2 月 2 日至 8 月 20 日共 200 天的数据。由于机场噪声具有声级高、间断性等特点,取每天的平均值作为实验数据。

3.1 奇异谱分析(SSA)

选取 2 号点前 180 天数据作为训练集,对实验数据进行奇异谱分析,嵌入维数取 $L=70$,单位为天,得到的特征向量贡献率按主分量从大到小顺序,具体如表 1 所列,其奇异谱如图 1 所示。

表 1 贡献率具体数值

| | | | | | |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|
| 贡献率 | 99.70% | 0.074% | 0.067% | 0.033% | 0.019% |
| 贡献率 | 0.009% | 0.008% | 0.005% | 0.005% | 0.004% |

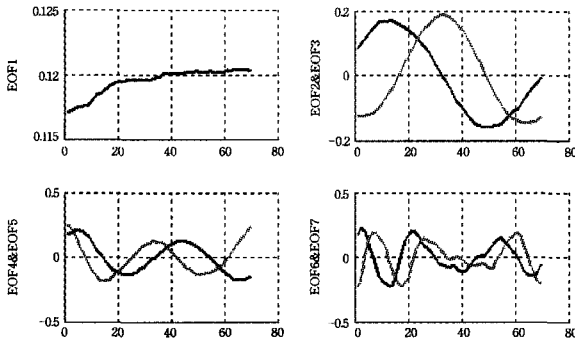


图 1 前 7 个特征向量的奇异谱

根据特征向量的贡献率与奇异谱情况,选取贡献率不小于 0.01% 的特征向量来重构序列并对此进行分组,根据奇异谱特点,第一个特征向量反映出某种趋势,2-5 个反映出有规律的振动情况,剩余的向量更多表现出的是无规律的振动,即噪声。据此这些特征向量分为 3 组:(1)作为趋势,(2-5)作为振动,剩余的作为白噪声,则有 $X \approx \sum_{i=1}^5 \sqrt{\lambda_i} (U_i V_i^T)$ 且 $\ell_{1,5} = 0.999$ 。根据以上的分析,选取前 5 个特征向量来重构序列,具体如图 2 所示。

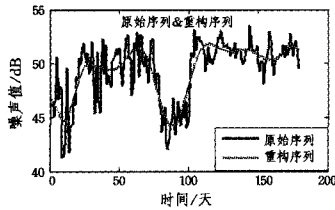


图 2 原始序列和重构序列

3.2 预测

根据 SSA 预测方法,得出第 181 到 190 天的预测值,进而计算出残差值,然后根据本文方法,对残差值进行分类,具体结果如表 2 所列。

由表 2 可知初始状态 $E(10)=[1 \ 0]$,然后计算 $P(1)=\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1/2 & 1/2 \end{pmatrix}$, $P(2)=\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$,进而预测出 $E(11)=[1 \ 0]$, $E(12)=[1 \ 0]$,进而修正预测值 $\hat{y}_{11}=\ell_{1,r}y_{11}'$, $\hat{y}_{12}=\ell_{1,r}y_{12}'$ 。然后计算出第 3 到 12 的残差值,采用上述方法,继续修正 y_{13}' , y_{14}' ,以此类推,最终的预测结果如表 3 所列。

表 2 残差值与对应的状态

| 日期 | 实际值 | SSA ^[10] | 残差值 | 状态 |
|-------|-------|---------------------|-------|----|
| 08/01 | 51.24 | 51.92 | -0.69 | E1 |
| 08/02 | 50.62 | 51.84 | -1.22 | E1 |
| 08/03 | 51.19 | 51.70 | -0.51 | E1 |
| 08/04 | 50.16 | 51.61 | -1.45 | E1 |
| 08/05 | 50.55 | 51.45 | -0.90 | E1 |
| 08/06 | 51.56 | 51.33 | 0.23 | E2 |
| 08/07 | 52.18 | 51.30 | 0.88 | E2 |
| 08/08 | 50.18 | 51.34 | -1.16 | E1 |
| 08/09 | 51.20 | 51.24 | -0.04 | E1 |
| 08/10 | 50.55 | 51.23 | -0.68 | E1 |

表 3 2 号点各模型的预测值

| 日期 | 实际值 | 原始 SSA | SSA ^[10] | 本文模型 |
|-------|-------|--------|---------------------|-------|
| 08/11 | 51.68 | 52.02 | 51.19 | 51.14 |
| 08/12 | 51.12 | 52.01 | 51.24 | 51.19 |
| 08/13 | 50.86 | 51.96 | 51.27 | 51.32 |
| 08/14 | 50.47 | 51.90 | 51.29 | 51.29 |
| 08/15 | 51.96 | 51.87 | 51.30 | 51.35 |
| 08/16 | 52.77 | 51.87 | 51.42 | 51.47 |
| 08/17 | 53.87 | 51.84 | 51.60 | 51.66 |
| 08/18 | 53.20 | 51.76 | 51.86 | 51.91 |
| 08/19 | 53.70 | 51.69 | 52.03 | 52.08 |
| 08/20 | 54.26 | 51.65 | 52.21 | 52.26 |

同样地,根据算法得出 12 号点各模型的预测值,如表 4 所列。

表 4 12 号点各模型的预测值

| 日期 | 实际值 | 原始 SSA | SSA ^[10] | 本文模型 |
|-------|-------|--------|---------------------|-------|
| 08/11 | 50.07 | 52.70 | 52.04 | 51.99 |
| 08/12 | 51.96 | 51.29 | 51.22 | 51.22 |
| 08/13 | 52.76 | 51.43 | 51.52 | 51.47 |
| 08/14 | 52.75 | 52.39 | 52.37 | 52.31 |
| 08/15 | 52.68 | 52.29 | 51.82 | 51.87 |
| 08/16 | 51.8 | 51.51 | 51.57 | 51.52 |
| 08/17 | 51.28 | 51.17 | 51.25 | 51.30 |
| 08/18 | 55.36 | 51.57 | 51.67 | 51.73 |
| 08/19 | 55.65 | 51.61 | 51.78 | 51.83 |
| 08/20 | 54.61 | 51.22 | 51.25 | 51.30 |

3.3 评价

本文中采用 MAE 和 MAPE 作为评价标准,计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (11)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \times 100 \right| \quad (12)$$

针对表 3 和表 4 所列的预测值,各模型的 MAE, MAPE 如表 5 所列。

表 5 各模型的 MAE 和 MAPE

| 模型 | 2 号点 | | 12 号点 | |
|---------------------|------|------|-------|------|
| | MAE | MAPE | MAE | MAPE |
| 原始 SSA | 1.29 | 2.43 | 1.70 | 3.16 |
| SSA ^[10] | 1.12 | 2.11 | 1.64 | 3.04 |
| 本文模型 | 1.09 | 2.06 | 1.63 | 3.01 |

一般认为平均绝对误差越小,则预测精度越高;平均绝对百分误差低于 10,则预测精度较高。从表 3 中可看出:对于所实验的观测点,本文所提出的模型在平均绝对误差、平均绝对百分误差与其他模型的比较中,其值均小于其他模型,说明该模型有很高的预测度。

结束语 本文针对机场噪声时间序列预测问题,提出将

基于主分量的奇异谱分析方法应用于其中,通过线性重复公式建立预测模型,并利用状态转移矩阵和贡献率根据残差的偏移方向修正预测值。用这一算法对国内某机场的实测数据进行预测,从常用的两种评价指标看出本文方法优于已有的SSA预测算法,能有效地提高预测精度。此外,本文提出的算法适用于具有某种趋势的时间序列的单步预测。

参 考 文 献

[1] 张树京,齐立心. 时间序列分析简明教程[M]. 北京:北方交通大学出版社,2003

[2] Vautard R, Ghil M. Singular spectrum analysis in nonlinear dynamics, with applications to paleoclimatic series[D]. *Physica D*, 1989, 35: 395-424

[3] Vahabie A H, Yousefi M M R, Araabi B N, et al. Combination of singular spectrum analysis and autoregressive model for short term load forecasting[C]// *Proc IEEE Pow Tech*, 2007. Lausanne, 2007: 1090-1093

[4] 徐克红,程鹏飞,文汉江. 太阳黑子数时间序列的奇异谱分析与小波分析[J]. *测绘科学*, 2007, 32(6): 35-38

[5] Hassani H, Heravi S, Zhigljavsky A. Forecasting European industrial production with singular spectrum analysis[J]. *International Journal of Forecasting*, 2009, 25(1): 103-118

[6] Kumar U, Jain V K. Time series models (Grey-Markov, Grey Model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India[J]. *Energy*, 2010, 35(4): 1709-1716

[7] 郭兴明,胡童宜,等. 心脏杂音提取和分类识别研究[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48: P149-152

[8] Khelifa S, Kahlouche S, Belbachil M F. Signal and noise separation in time series of DORIS station coordinates using wavelet and singular spectrum analysis[J]. *Comptes Rendus Geoscience*, 2012, 344(6/7): 334-348

[9] Hassani H, Soofi A S, Zhigljavsky A A. Predicting daily exchange rate with singular spectrum analysis[J]. *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 2010, 11(3): 2023-2034

[10] Afshar K, Bigdeli N. Data analysis and short term load forecasting in Iran electricity market using singular spectral analysis (SSA)[J]. *Energy*, 2011, 36(5): 2620-2627

[11] Hassani H. Singular Spectrum Analysis Methodology and Comparison[M]. *Journal of Data Science*, 2007: 239-257

[12] Hu Bao-xin, Li Qing-mou, Smith A. Noise reduction of hyperspectral data using singular spectral analysis[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(9): 2277-2296

(上接第 229 页)

最后改进后的协议在认证服务器对阅读器和标签认证通过以后,阅读器和标签进行会话时,都使用了会话密钥 k_{rt} 对消息 M 加密成 $M \oplus k_{rt}$,再进行传送,而 David 数字图书馆协议主要是完成对标签的认证,认证后没有分配会话密钥给阅读器和标签,这样两者的通信只能通过明文传送。

结束语 在分析了 David 数字图书馆协议并指出了它存在阅读器非法扫描标签和协议主体没有会话密钥的安全隐患的基础上,提出解决这些安全隐患的方案,并且采用了 CSP 的形式化方法对新方案的主体和协议的攻击者进行分析并建立了相应的模型。最后通过 FDR 实验环境对模型进行检验,得出了此协议的攻击者在 Dolev_Yao 模型下发动攻击时无法攻克协议密钥和协议主体相互认证的结论,解决了原有协议的安全隐患。

参 考 文 献

[1] 赵志军,沈强,唐晖,等. 物联网架构和智能信息处理理论与关键技术[J]. *计算机科学*, 2011, 38(8): 1-8

[2] 国务院办公厅. 国务院关于推进物联网有序健康发展的指导意见 [OL]. http://www.gov.cn/jwqk/2013-02/17/content_2333141.htm 2013. 国发[2013]7号

[3] 谢鸿波. 安全协议形式化分析方法的关键技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2011

[4] 赵自强. 基于串空间模型的形式化方法的扩展与应用[D]. 成都:成都理工大学,2011

[5] Armstrong P, Goldsmith M, Lowe G, et al. Recent developments in FDR[C]// *Computer Aided Verification*. Springer, 2012

[6] Shaikh S A, Bush V J, Schneider S A. Specifying authentication using signal events in CSP[J]. *Computers & Security*, 2009, 28(5): 310-324

[7] 卿斯汉. 认证协议两种形式化分析方法的比较[J]. *软件学报*, 2003, 14(12): 2028-2036

[8] 周永彬,冯登国. RFID安全协议的设计与分析[J]. *计算机学报*, 2006(4): 4581-4589

[9] 胡游君. RFID安全协议形式化分析研究及 DRAP 协议的建立与实现[D]. 秦皇岛:燕山大学,2007

[10] 丁振华,李锦涛,冯波. 基于 Hash 函数的 RFID 安全认证协议研究[J]. *计算机研究与发展*, 2009, 46(4): 583-592

[11] 伍新华,唐翠婷. 一种基于 Hash 的 RFID 双向认证协议[J]. *武汉理工大学学报:交通科学与工程版*, 2011, 35(3): 571-574

[12] 周晔. 基于 Hash 链的 RFID 双向认证协议研究[D]. 成都:西南交通大学,2012

[13] Ryan S A, Schneider S, et al. 安全协议的建模与分析: CSP 方式 [M]. 张玉清,莫燕,吴建耀,译. 北京:机械工业出版社,2005: 30-53

[14] Palikareva H, Ouaknine J, Roscoe A W. SAT-solving in CSP trace refinement[J]. *Science of Computer Programming*, 2012, 77(10/11): 1178-1197

[15] 薛锐,冯登国. 安全协议的形式化分析技术与方法[J]. *计算机学报*, 2006(1): 1-20

[16] Molnar D, Wagner D. Privacy and security in library RFID: issues, practices, and architectures[C]// *Proceedings of the 11th ACM conference on computer and communications security*, 2004. Washington, DC, USA: ACM, 2004: 210-219

[17] 唐郑熠,李祥. Dolev-Yao 攻击者模型的形式化描述[J]. *计算机工程与科学*, 2010, 32(8): 36-38+45

[18] 张忠,徐秋亮. 物联网环境下 UC 安全的组证明 RFID 协议[J]. *计算机学报*, 2011(7): 1188-1194

[19] Roscoe A, Smyth T, Nguyen L. Model checking cryptographic protocols subject to combinatorial attack [OL]. <http://www.cs.ox.ac.uk/files/4157/guess.pdf>, 2012

[20] 任伟,宋军,叶敏,等. 物联网自治安全适配层模型以及 T2ToI 中 T2T 匿名认证协议[J]. *计算机研究与发展*, 2011(S2): 320-325