

基于多变量混沌时间序列的煤矿斜井TBM施工动态风险预测*

侯公羽 梁荣[†] 孙磊 刘琳 龚砚芬

(中国矿业大学(北京)力学与建筑工程学院, 北京 100083)

(2013年12月23日收到; 2014年1月27日收到修改稿)

在全面分析煤矿长斜井TBM(盾构)施工动态风险特点的基础上, 利用多变量混沌时间序列预测方法对其进行预测. 利用主成分分析法, 确定影响煤矿长斜井TBM施工风险的主要成分. 对煤矿长斜井TBM施工风险多变量时间序列进行相空间的重构, 确定时间延迟 τ_i 和嵌入维数 m_i , 采用小数据量法计算煤矿长斜井TBM施工多变量风险时间序列的最大Lyapunov指数, 证明了其具有混沌特性, 提出了一阶局域法与双隐层神经网络的组合预测模型, 该模型能够对多变量风险时间序列随时间的变化进行预测. 仿真实验表明, 该预测模型误差小于单变量时间序列的预测误差, 具有较强的预测能力和较好的预测效果, 可为煤矿长斜井TBM施工风险分析与评估提供一种新的途径.

关键词: 煤矿长斜井, TBM施工, 风险预测, 多变量时间序列

PACS: 05.45.Pq, 05.45.Tp

DOI: 10.7498/aps.63.090505

1 引言

TBM(盾构)是目前世界上最先进的隧道开挖方法, 优先采用TBM进行隧道开挖已成为未来隧道建设总的发展趋势^[1]. 相对于传统钻爆法施工, TBM具有高效、快速、优质、安全等优点, 其掘进速度一般是传统钻爆法的4—10倍^[1]. 随着我国煤矿整体开采技术的不断提高, 在中、浅埋深条件下采用斜井提升具有较大的优势. 由于钻爆法短期内无法显著地提高其施工速度, 因此, 在长距离的煤矿斜井施工中, 越来越多的施工单位开始考虑在条件合适情况下采用TBM施工.

由于TBM对不良工程地质条件的适应性较差, 对施工人员的素质要求较高^[2], 且煤矿斜井施工的地质条件复杂, 施工中面临的风险因素较多, 而传统的风险评估方法如层次分析法、模糊数学等方法不能应用于整体工程, 缺乏适合工程复杂不确

定性的技术手段与方法, 缺乏对隧道和煤矿施工的随机性、动态性、模糊性、复杂性等特征的进行深入研究^[3]. 混沌理论正是从系统的随机性及非线性特点出发, 研究不确定性系统深层次、规律性的运动, 且混沌系统对初始条件敏感, 适合短期施工预测. 煤矿斜井TBM施工风险时间序列中不仅包含了风险过去的信息, 而且还包含了风险的未来演化信息, 减少了风险预测的主观性. 因此, 利用混沌理论对煤矿斜井TBM施工的风险时间序列进行预测具有重要的理论意义和工程实践价值.

利用混沌理论^[4-6]对时间序列进行预测的方法分为单变量预测及多变量预测. 近年来, 混沌预测理论在隧道施工及岩土力学领域得到较快的发展. 刘华明等^[7]分析了滑坡位移时间序列的非线性性质, 并建立了滑坡预测的非线性混沌模型, 蒋斌松等^[8]采用近邻等距法和最大Lyapunov指数预报模式, 对深部岩体变形位移序列进行了预测; 赵志刚等^[9]利用加权一阶局域法对煤与瓦斯突出前

* 国家自然科学基金委员会与神华集团有限责任公司联合资助重点项目(批准号: U1261212)和中央高校基本科研业务费(批准号: 2012KL02)资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: liangrpianpiansh@163.com

兆时间序列进行预测,并验证了其有效性和可行性.然而以上预测方法均属于单变量时间序列预测,单变量时间序列重构后的相空间并不能十分准确地描述出动力系统状态变量的演化轨迹^[10],而实际复杂系统往往由多变量描述,并包含了系统更丰富的动态信息,同时能够得到更高的预测精度^[11].因此,采用多变量时间序列建模不仅是目前混沌时间序列预测一个重要的研究方向,更是在隧道施工及岩土工程领域需要亟待引入的研究方法,且利用混沌理论对时间序列预测在煤矿斜井TBM施工风险领域类似的研究还很少.基于此,本文将多变量预测的方法首次引入煤矿斜井TBM施工风险评估中,通过对多变量时间序列的主成分分析,消除了多变量时间序列冗余信息,克服了噪声的影响,避免了模型的过度拟合,最终建立了基于一阶局域法与双隐层神经网络的煤矿长斜井TBM施工风险组合预测模型,获得了比单变量时间序列预测更好的效果,为煤矿长斜井TBM施工风险评估提供了新的方法.

2 煤矿长斜井TBM施工风险分析

2.1 煤矿长斜井TBM施工风险辨识

通过对煤矿长斜井TBM施工风险进行分析,本文确定了施工中常见的23个风险因素,并建立了二层级风险评估指标体系如图1所示.

一级风险评价指标体系包括自然风险、地质风险、技术风险、设备风险、管理风险、事故风险.政治风险和经济风险在本文中不予考虑.

2.2 煤矿斜井TBM施工风险等级划分

本文基于工程风险的概念及对煤矿长斜井TBM施工风险辨识的基础上,将煤矿长斜井TBM施工风险等级划分为五级.由于采用五个等级来确定风险较为粗糙,因此,有必要通过量化的方法

进一步对煤矿长斜井TBM施工风险进行细化.可以考虑采用10分制的计分方法来细化,评分值越大,表明风险度越高.细化后的煤矿斜井二层级风险评估指标体系,如表1所示.

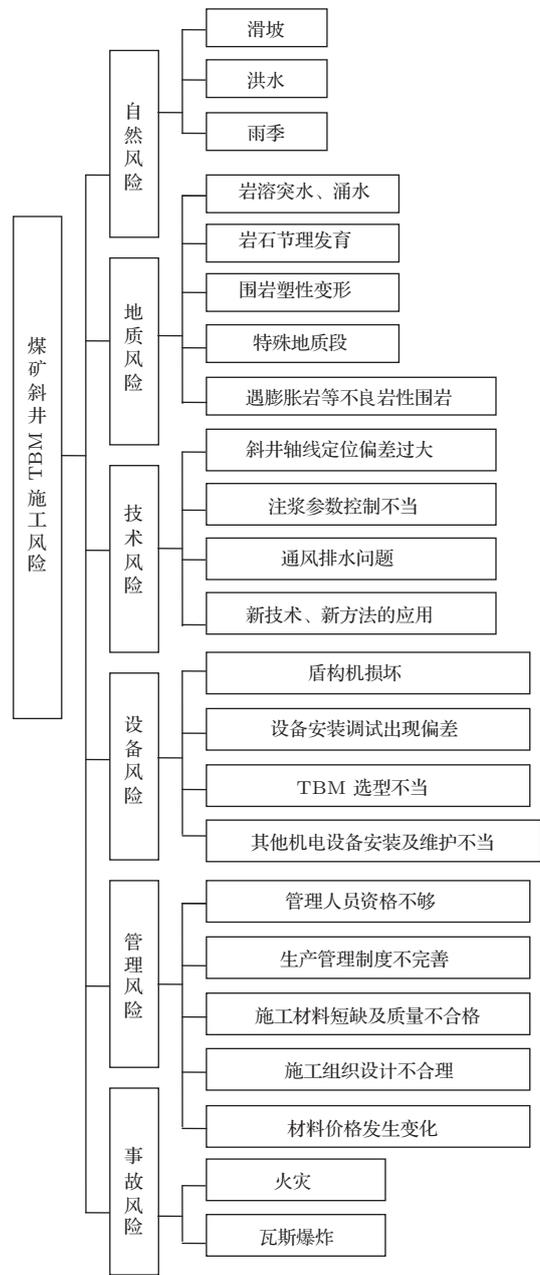


图1 煤矿长斜井二层级风险评估指标体系

表1 风险等级分级表

风险等级	评分值	对工程影响程度
1级	0, 1, 2	风险可以被忽略
2级	2, 3, 4	有轻微的风险发生,水平较低
3级	4, 5, 6	风险水平较高,对工程项目造成一定的影响,需要采取风险防范措施
4级	6, 7, 8	风险水平很高,后果较严重,对工程造成严重程度的破坏
5级	8, 9, 10	风险水平最高,对工程项目造成毁灭性的破坏

3 多变量煤矿长斜井TBM施工动态风险混沌特性分析

3.1 时间延迟和嵌入维数的确定

对于 M 维多变量 X_1, X_2, \dots, X_M , 其中每个变量的时间序列为 $\{X_{ij}\}$, $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$, 将 $\{X_{ij}\}$ 合并后得到新序列 $Y = \{X_{1,1}, X_{1,2}, \dots, X_{1,N}; X_{2,2}, \dots, X_{2,N}; \dots; X_{M,1}, X_{M,2}, \dots, X_{M,N}\}$, 以 m_i 为第 i 个时间序列的嵌入维数, τ_i 为第 i 个时间序列的延迟时间, 嵌入点的个数 K , 为对序列 Y 进行相空间重构, 得到重构后的相空间为: $X_i(k = \{x_i(k), x_i(k + \tau_i), \dots, x_i(k + (m_i - 1)\tau_i)\})$, 嵌入点的个数 $m = m_1 + m_2 + \dots + m_M$, 相空间的重构关键是选取合适的时间延迟 τ_i 和嵌入维数 m_i . 如果嵌入维数 $m = m_1 + m_2 + \dots + m_M > 2d$ (d 为吸引子的维数), 重构相空间的吸引子的几何特征就能与原动力系统吸引子的几何特征等价^[12]. 多变量的相空间重构能更好的逼近原动力系统的演化规律.

对嵌入维数和时间延迟选取采用 C-C 法, C-C 法考虑到时间延迟 τ_i 和嵌入维数 m_i 的相互依赖性, 能够较好的反映现实煤矿长斜井 TBM 施工风险的特性. 对于每一个时间序列, C-C 法^[13] 采用下式进行计算:

$$\bar{S}(\tau) = \frac{1}{16} \sum_{m=2}^7 \sum_{j=1}^4 S(m, r_j, \tau), \quad (1)$$

$$\Delta \bar{S}(\tau) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^7 \Delta S(m, \tau), \quad (2)$$

$$S_{\text{cor}}(\tau) = \Delta \bar{S}(\tau) + |\bar{S}(\tau)|, \quad (3)$$

式中, $S(m, r_j, \tau) = C(m, r_j, \tau) - C^m(1, r_j, \tau)$, 反映了系统的自相关特性, r 为邻域半径的大小,

$$C(m, r, \tau) = \frac{1}{M^2} \sum_{1 \leq j \leq k \leq M} \theta(r - \|X_j - X_k\|)$$

为系统的关联积分, 描述了系统动态过程全部变量的相关程度, 反映了吸引子几何结构的精细程度. $\theta(\cdot)$ 为 heaviside 函数

$$\theta(x) = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ 1, & x \geq 0. \end{cases}$$

对关联维数的估计采用 G-P 算法^[14], 当 $r \rightarrow 0, N \rightarrow \infty$, 关联积分函数逼近下式:

$$\log_2 C(m, r, \tau) \rightarrow v \log_2 r,$$

当 m 逐渐增大, 直到 v 不随 m 的增大而增大时的极限值即为系统的关联维数.

选取 $\bar{S}(t)$ 的第一个零点或首次通过 $\Delta \bar{S}(t)$ 的第一个极小值点为最恰当的时间延迟 τ , $S_{\text{cor}}(\tau)$ 的极小值点即为最优的时间延迟窗口.

3.2 最大 Lyapunov 指数的确定

本文利用小数据量法计算 Lyapunov 指数. Lyapunov 指数能够通过相空间轨迹是否具有扩散运动特征来分析系统的混沌特性, 描述了混沌系统对初值的敏感性. 目前计算最大 Lyapunov 指数的方法主要有 Nicolis 法、Wolf 法、Jacohian 法、小数据量法^[15] 等, 对于每一个时间序列, 本文采用小数据量法, 步骤如下:

1) 计算延迟时间 τ 和嵌入维数 m , 重构相空间: $\{x_j, j = 1, 2, \dots, N\}$;

2) 找出相空间轨道上每个点 X_j 的最近邻近点 $X_{\hat{j}}$, 并限制短暂分离, 即

$$d_j(0) = \min_{\hat{j}} \|x_j - x_{\hat{j}}\|, \|\hat{j} - j\| > T; \quad (4)$$

3) 对于相空间的每个点 X_j , 计算出该邻点对第 i 个离散时间步后的距离为

$$d_{j(i)} = |X_{j+i} - X_{\hat{j}+i}|, \quad (5)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, \min(M - j, M - \hat{j})$;

4) 对于每个 i , 求出所有 j 的 $\ln d_j(i)$ 平均值 $x(i)$, 即

$$x(i) = \frac{1}{q \Delta t} \sum_{j=1}^q \ln d_j(i), \quad (6)$$

其中, q 是非零 $d_j(i)$ 的数目. 最大 Lyapunov 指数就是用最小二乘法做出回归直线的斜率.

4 一阶局域法与双隐层神经网络组合预测模型

4.1 一阶局域法多步预测模型

加权一阶局域法预测模型是在重构相空间的最后一点作为中心点, 把离中心点最近的轨迹点作

为相关点, 根据轨迹的演化规律进行预测, 这种方法具有较好的预测能力和较高的预测精度^[16,17].

假设时刻 t 的状态向量为 V_t , 对 p 步之后的 $x_{1,t+p}$ 进行预测, 找出相点 V_t 的 d 个临近点 $V_{t1}, V_{t2}, \dots, V_{td}$, 记为

$$V_{ti} = (x_{1,t_i}, \dots, x_{1,t_i - \tau_1}, \dots, x_{1,t_i} - (m_1 - 1)\tau_1; \dots; x_{M,t_i}, x_{M,t_i} - \tau_M, \dots, x_{M,t_i} - (m_M - 1)\tau_M). \quad (7)$$

利用线性回归模型 $Y = Xb + e$ 进行一阶局域线性拟合, 即

$$(x_{1,t_{1+p}}, x_{1,t_{2+p}}, \dots, x_{1,t_{d+p}})^T = (V_{t1}, V_{t2}, \dots, V_{td})^T b + e, \quad (8)$$

式中, $e = (1, 1, \dots, 1)^T$, a, b 为系数. b 的最小二乘估计为 $\hat{b} = (X^T X)^{-1} X^T Y$, 所以 $x_{1,d+p}$ 的预测值为 $\hat{x}_{1,d+p} = V_t^T \hat{b}$, 即

$$X_{1,d+p} = (1, x_{1,d}, x_{1,d-\tau_1}, \dots, x_{1,d-(m_1-1)\tau_1}, \dots, x_{M,d-(m_M-1)\tau_M})^T \hat{b}. \quad (9)$$

当 $p = 1$ 时为一步预测.

4.2 BP 双隐层神经网络预测模型

BP 神经网络是多层反馈式学习型神经网络, 只要有足够多的隐含层和神经元个数, BP 网络便可以逼近任意的非线性映射关系^[18]. BP 双隐层神经网络分为输入层、两个隐层和输出层三个层次. 首先要确定神经网络输入层、隐层及输出层节点数, 然后分别计算隐层级输出层表达式, 进行误差计算, 不断修正权值直到误差降低到可接受的程度.

4.3 一阶局域法与双隐层神经网络组合预测模型

本模型采用一阶线性局域预测与 BP 双隐层神经网络相结合, 首先取 $\{X_{ij}\}$ 中第 X_i 个变量的 N 个 t 时刻不同长度的数据序列代入一阶线性局域预测模型, 将此模型的预测结果的组合值作为 BP 双隐层神经网络的输入向量, 将实际值作为输出值, 重复此过程, 从而建立 1 到 t 时刻的样本, 进而可以对 $t + 1$ 时刻进行预测. 同理, 对 $\{X_{ij}\}$ 中其余 $M - 1$ 个变量依次进行预测, 最后将预测结果根据

在一维时间序列中的权重不同进行相应的数据处理即可得到预测结果.

5 实例分析

神华新街能源公司台格庙矿区的开发建设是我国能源基地建设的重大项目之一, 一号、二号、三号 and 四号矿井拟采用主副井为斜井, 其中一号矿井主、副斜井分别作为 1#, 2# 实验井拟采用 TBM 施工先行建设. 斜井坡角按 6° 布置, 总长度约为 6314 m, TBM 施工段长度为 6109 m.

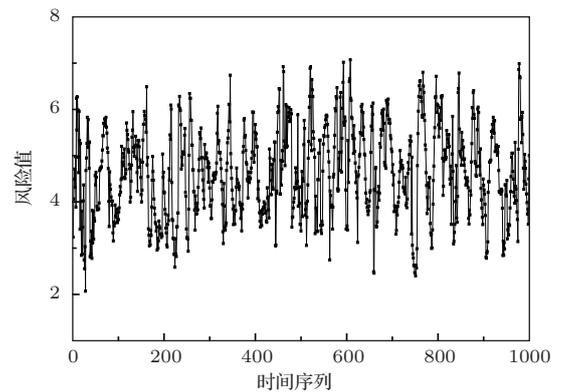


图2 煤矿长斜井 TBM 施工一维混沌风险时间序列 $\{X_i\}$

表2 方差贡献分析表

成分	初始特征值			提取平方和载入		
	合计	方差的%	累积%	合计	方差的%	累积%
1	7.673	7.673	33.36	7.673	33.36	33.36
2		7.325		7.325	31.848	65.208
3	3.532	3.532	80.563	3.532	15.355	80.563
4	2.797	2.797	92.725	2.797	12.162	92.725
5	1.673	1.673	100	1.673	7.275	100

本文采用收集到的 1000 组煤矿斜井 TBM 施工风险时间序列作为样本, 并对其进行标准化处理, 使其处于区间 $[0, 10]$, 从而产生一维混沌风险时间序列 $\{X_i\}$ 如图 2 所示. 对 $\{X_i\}$ 进行主成分分析, 将 23 个指标归结为少数几个不可观测的综合指标以简化风险系统, 主成分分析的方差贡献分析表如表 2 所示. 由表 2 可知, 前 4 个主成分的特征值大于 1, 累计贡献率达到 92.7255%, 能够反映原指标的信息, 因此取前 4 个成分作为本文进行分析与预测的风险变量, 分别记为 $\{X_1\}, \{X_2\}, \{X_3\}, \{X_4\}$, 如图 3(a), (b), (c), (d) 所示. 载荷矩阵的计算结果见表 3, 根据对载荷矩阵中各因素所占的比

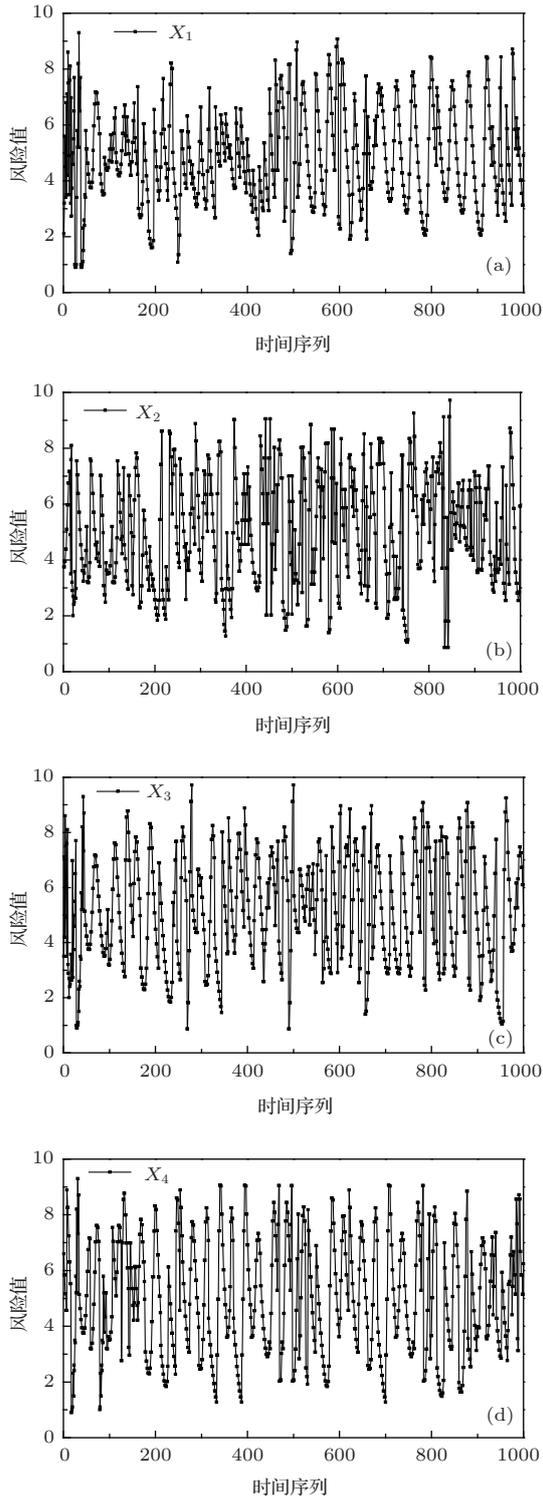


图3 四维混沌风险时间序列

重分析可知, $\{X_1\}$ 风险时间序列主要反映了施工组织设计不合理、斜井轴线定位偏差过大、特殊地质段这三个影响因素, $\{X_2\}$ 风险时间序列主要反映了通风排水问题、TBM选型不当、其他机电设备安装及维护不当这三个影响因素, $\{X_3\}$ 风险时间

序列主要反映了滑坡、遇膨胀岩等不良岩性围岩、管理人员资格不够这三个影响因素, $\{X_4\}$ 风险时间序列主要反映了围岩塑性变形、其他机电设备安装及维护不当、管理人员资格不够这三个影响因素. 其中其他机电设备安装及维护不当、管理人员资格不够在 $\{X_2\}$, $\{X_3\}$, $\{X_4\}$ 风险序列中重复出现, 说明这三个因素对风险影响比其他因素的影响更大.

通过主成分分析, 计算出煤矿长斜井TBM施工多变量风险时间序列对应的主成分表达式为

$$\{X_i\} = 0.334\{X_1\} + 0.318\{X_2\} + 0.154\{X_3\} + 0.122\{X_4\},$$

前 940 组数据用于训练, 后 60 组数据用于检验一阶局域法与双隐层神经网络组合预测模型的预测精度. C-C法参数: $m = 2, 3, \dots, 7, \tau = 2, 3, \dots, 20$.

表3 载荷矩阵分析表

	载荷矩阵				
	成分				
	1	2	3	4	5
1	-0.088	0.571	0.723	-0.259	-0.275
2	0.542	-0.617	0.53	-0.03	0.209
3	-0.785	-0.155	0.445	-0.168	0.365
4	-0.612	0.569	0.154	-0.522	0.073
5	0.69	0.504	0.484	-0.173	0.074
6	0.206	-0.753	0.217	0.534	-0.243
7	0.855	0.09	-0.265	0.064	0.433
8	-0.063	-0.657	0.651	-0.366	0.083
9	0.924	0.19	0.231	0.165	-0.174
10	0.602	-0.411	-0.449	-0.514	-0.052
11	-0.197	0.779	0.493	0.327	-0.065
12	-0.602	-0.598	0.439	0.287	0.067
13	0.177	-0.95	-0.145	0.079	0.198
14	0.798	0.343	-0.008	0.129	-0.478
15	-0.077	0.732	-0.537	0.035	0.41
16	0.205	0.785	-0.019	0.522	0.262
17	0.161	-0.263	0.646	0.659	0.231
18	-0.055	-0.964	-0.12	-0.06	0.224
19	-0.853	0.318	-0.085	0.351	-0.202
20	0.939	0.244	0.204	0.059	-0.116
21	0.745	-0.288	0.194	-0.545	-0.168
22	0.008	0.602	0.46	-0.526	0.386
23	0.775	0.253	0	0.246	0.524

对煤矿长斜井TBM施工风险时间序列 $\{X_i\}$ 求得的 $\Delta S(m, t)$ 及 $\text{Scor}(t)$ 的值如图4所示, 求得 $\{X_1\}, \{X_2\}, \{X_3\}, \{X_4\}$ 的 $\Delta S(m, t)$ 及 $\text{Scor}(t)$ 的值如图5(a), (b)所示. 从图可以看出, 对于时间序列 $\{X_i\}$, 当 $\tau = 7$ 时, $\Delta S(m, t)$ 取得第一极小值, 所以延迟时间 τ 为 7, $\text{Scor}(t)$ 在 18 处取得极小值, 此时取嵌入维数为 4. 同理, 对于时间序列 $\{X_1\}, \{X_2\}, \{X_3\}, \{X_4\}$, 求得延迟时间 τ 分别为 8, 5, 7, 9, 嵌入维数分别为 5, 5, 3, 3.

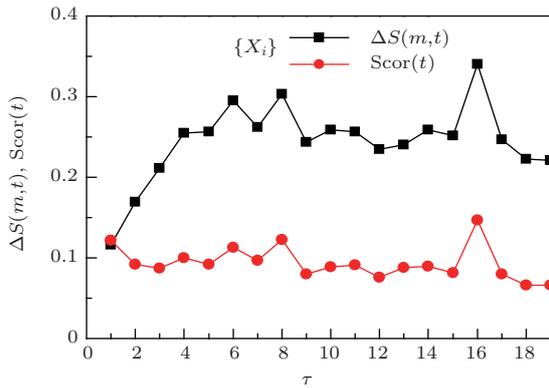


图4 $\{X_i\}$ 的 $\Delta S(m, t)$ 及 $\text{Scor}(t)$ 的值

通过小数据量法对煤矿斜井TBM施工风险时间序列 $\{X_i\}$ 与 $\{X_1\}, \{X_2\}, \{X_3\}, \{X_4\}$ 求最大 Lyapunov 指数, 距离对数平均值 $x(i)$ 与时间序列步数 i 的关系如图6所示. 求得最大 Lyapunov 指数为 $\{X_i\} = 0.0055, \{X_1\} = 0.0037, \{X_2\} = 0.029, \{X_3\} = 0.0003, \{X_4\} = 0.0045$ 均大于 0, 所以煤矿斜井TBM施工风险时间序列具有混沌特性, 可以用混沌预测方法进行预测.

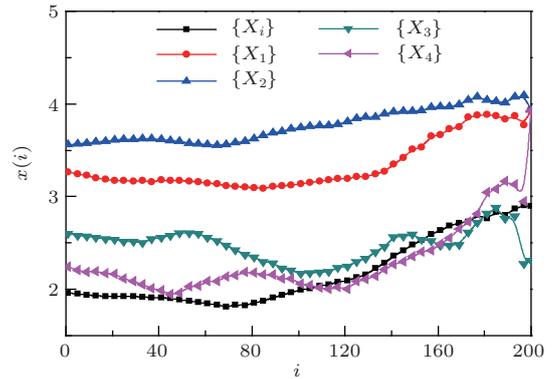


图6 $\{X_i\}$ 及四维时间序列求得的 $x(i)$ 与 i 的关系

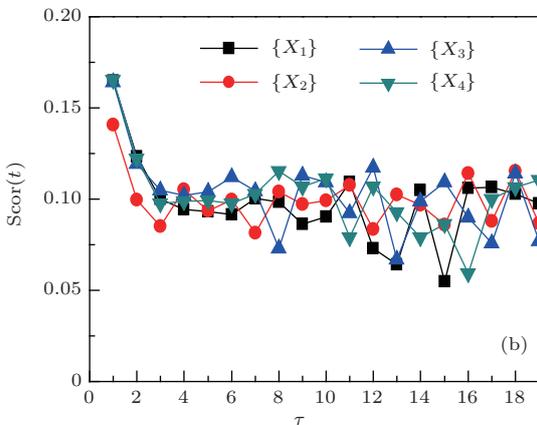
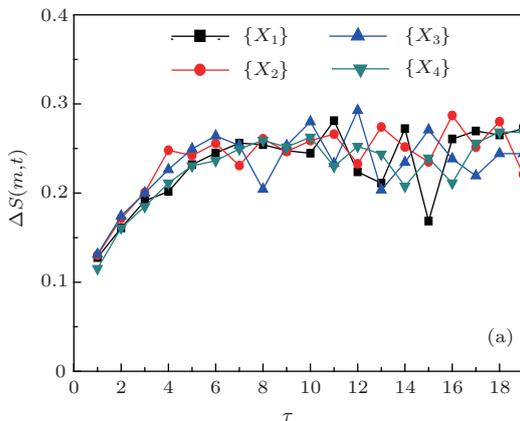


图5 四维时间序列的 $\Delta S(m, t)$ 及 $\text{Scor}(t)$ 的值

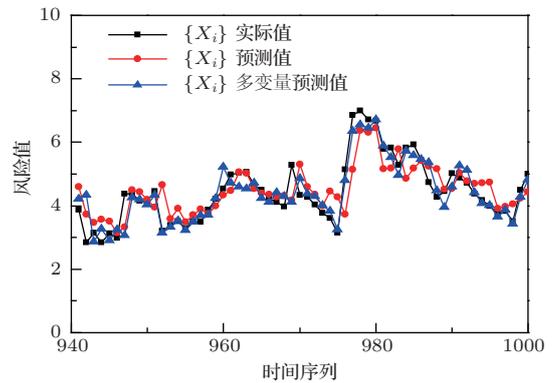


图7 $\{X_i\}$ 与四维时间序列的预测值

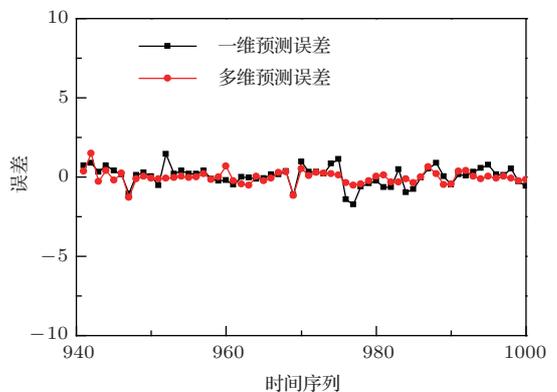


图8 $\{X_i\}$ 与四维时间序列预测误差

对煤矿长斜井 TBM 施工风险时间序列预测结果如图 7 所示, 从图 7 可以看出, 该预测模型能够较好的拟合实际风险值. 预测误差如图 8 所示, 均方根误差 (RMSE) 值一维风险序列为 0.614 (相当于工程误差 6.14%), 多维预测误差为 0.4754 (相当于工程误差 4.754%).

6 结 论

1) 建立了 2 层风险评估指标体系, 对煤矿斜井 TBM 施工风险等级进行划分, 建立了 5 级风险评估体系, 并细化相应的风险评分值.

2) 采用主成分分析法对煤矿长斜井 TBM 施工风险时间序列进行多变量时间序列的分析, 确定了影响 TBM 施工风险的主要成分及影响因素.

3) 应用混沌预测理论对煤矿长斜井 TBM 施工风险时间序列的混沌特性进行分析, 并建立了基于一阶局域法与双隐层神经网络的组合预测模型. 应用本文建立的风险预测模型, 对神华新街能源公司台格庙矿区一号矿井进行了风险预测. 1) 分别计算出 $\{X_i\}$ 与 $\{X_1\}$ 、 $\{X_2\}$ 、 $\{X_3\}$ 、 $\{X_4\}$ 的嵌入维数、时间延迟与最大 Lyapunov 指数. 2) 对一维时间序列 $\{X_i\}$ 与多变量时间序列进行预测, 结果证明该模型能较好的拟合实际风险值.

4. 本文模型及方法应用于台格庙矿区煤矿斜井 TBM 施工的风险分析与预测, 对煤矿斜井 TBM 施工的安全管理与控制具有一定的理论意义, 特别是具有很好的可操作性.

参考文献

- [1] Yin J T, Shang Y J, Fu B J 2005 *Journal of Engineering Geology* **24** 389 (in Chinese) [尹俊涛, 尚彦军, 傅冰骏 2005 工程地质学报 **24** 389]
- [2] Pelizza S, Grasso P 2002 *Construction Machinery* **5** 21 (in Chinese) [徐书林译 2002 建筑机械 **5** 21]

- [3] Tao L B 2012 *Theory and Practice of Risk Analysis on Project-Risk Analysis on Shanghai Chongming Cross-river Tunnel Engineering* (Tongji University Press) (in Chinese) [陶履彬 2012 工程风险分析理论与实践-上海崇明越江通道工程风险分析 (同济大学出版社)]
- [4] Zhang X D, Liu X D, Zheng Y, Liu C 2013 *Chin. Phys. B* **22** 030509
- [5] Tang Y F, Liu S L, Jiang R H, Liu Y H 2013 *Chin. Phys. B* **22** 030504
- [6] Zhang F F, Liu S T, Yu W Y 2013 *Chin. Phys. B* **22** 120505
- [7] Liu H M, Qi H, Cai Z Q 2003 *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering* **22** 434 (in Chinese) [刘华明, 齐欢, 蔡志强 2003 岩石力学与工程学报 **22** 434]
- [8] Jiang J S, Han L J, He Y N 2005 *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering* **24** 2934 (in Chinese) [蒋斌松, 韩立军, 贺永年 2005 岩石力学与工程学报 **24** 2934]
- [9] Zhao Z G, Tan Y L 2009 *Rock and Soil Mechanics* **20** 2186 (in Chinese) [赵志刚, 谭云亮 2009 岩土力学 **20** 2186]
- [10] Zhao Y P, Zhang L Y, Li D C, Wang L F, Jiang H Z 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 120511 (in Chinese) [赵永平, 张丽艳, 李德才, 王立峰, 蒋洪章 2013 物理学报 **62** 120511]
- [11] Lei S L 2005 *Chongqing University* **13** (in Chinese) [雷绍兰 2005 重庆大学 **13**]
- [12] Takens F 1981 *Lecture Notes in Mathematics* **898** 230
- [13] Zhang X Q, Liang J 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 190507 (in Chinese) [张学清, 梁军 2012 物理学报 **61** 190507]
- [14] Liu D Y, Wang Y W, Wang X, He K, Zhang X J, Yang C X 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 150506 (in Chinese) [刘丹阳, 王亚伟, 王仙, 何昆, 张兴娟, 杨春信 2012 物理学报 **61** 150506]
- [15] Lv J H, Lu J A, Chen S H 2005 *The Analysis and Applications of Chaotic Time Series* (Wuhan: Wuhan University Press) 72-85 (in Chinese) [吕金虎, 陆君安, 陈士华 2005 混沌时间序列分析及其应用 (武汉: 武汉大学出版社) 72-85]
- [16] Ma J, Xu P K 2009 *Techniques of Automation and Application* **28** 15 (in Chinese) [马娟, 徐培凯 2009 自动化技术与应用 **28** 15]
- [17] Zuo J, Wang H, Ceng Z F 2008 *Statistics and Decision* **16** 33 (in Chinese) [左俊, 王桓, 曾昭法 2008 统计与决策 **16** 33]
- [18] Ding G, Zhong S S 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 1224 (in Chinese) [丁刚, 钟诗胜 2007 物理学报 **56** 1224]

Risk analysis on long inclined-shaft construction in coalmine by TBM techniques based on multiple variables chaotic time series*

Hou Gong-Yu Liang Rong[†] Sun Lei Liu Lin Gong Yan-Fen

(School of Mechanics and Civil Engineering, China University of Mining & Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

(Received 23 December 2013; revised manuscript received 27 January 2014)

Abstract

Multi-variable chaotic time series are used to predict the long inclined-shaft construction in coalmine construction by TBM techniques, and principal component analysis (PCA) is used to determine the main factors that impact risk (shield) of the long inclined-shaft construction in coalmine by TBM techniques. Phase space of risk time series for construction by TBM are reconstructed; time delay and embedding dimension are determined. Maximum Lyapunov indexes of risk are obtained by using small data quantity method; it is found that the time series have characteristics of chaos. Prediction model is established using the combination of first-order local method and double hidden layer neural network. Simulation experiments show that the combined model has a strong ability of prediction and achieves better effect. As a result, it provides a new way for long inclined-shaft construction in coalmine by TBM techniques.

Keywords: long inclined-shaft construction, TBM techniques, risk prediction, time series of multiple index

PACS: 05.45.Pq, 05.45.Tp

DOI: [10.7498/aps.63.090505](https://doi.org/10.7498/aps.63.090505)

* Project supported by the Co-Funding of NSFC (National Natural Science Foundation of China) and Shenhua Group Corporation Ltd (Grant No. U1261212), and the Central University Basic Scientific Research Fund (Grant No. 2012KL02).

[†] Corresponding author. E-mail: liangrpiansh@163.com