

基于改进主元分析方法的隧道应变实时监测预警系统

杨彤瑶, 王彬*, 李川, 何弼, 熊新

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

(*通信作者电子邮箱 wangbin1@vip.sina.com)

摘要:针对同步多维数据流异常分析技术提出了一种改进的主元分析(PCA)方法。将原始数据流空间的变化趋势映射到特征向量空间内,求解稳态特征向量,以瞬时特征向量与稳态特征向量之间的关系作为判据来对同步多维数据流进行异常变化诊断。将该方法应用于某隧道应变监测数据的异常诊断中,并利用 VC++ 实现了隧道应变实时监测预警系统。实验结果表明,使用该方法能够实时反映非周期性监控变量的变化情况,较好地实现同步多维数据流的异常诊断。

关键词:主元分析;多维数据流;异常诊断;稳态特征向量;实时预警系统

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A

Real-time monitoring and warning system of tunnel strain based on improved principal component analysis method

YANG Tongyao, WANG Bin*, LI Chuan, HE Bi, XIONG Xin

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunan 650500, China)

Abstract: An improved Principal Component Analysis (PCA) method was proposed with the synchronous multi-dimensional data stream anomaly analysis techniques. In this method, the problem of the original data stream variation tendency was mapped to the eigenvector space, and the steady-state eigenvector was solved, then the abnormal changes of the synchronous multi-dimensional data stream could be diagnosed by the relationship between the instantaneous eigenvector and the steady-state eigenvector. This method was applied to the abnormality diagnosis of the tunnel strain monitoring data stream, and the real-time monitoring and warning system for the tunnel strain was realized by using VC++. The experimental results show that the proposed method can reflect the changes of the aperiodic variables timely and realize the anomaly monitoring and early warning for multi-dimensional data stream effectively.

Key words: Principal Component Analysis (PCA); multi-dimensional data stream; abnormality diagnosis; steady-state eigenvector; real-time warning system

0 引言

隧道工程的变形监测内容多、周期长,且监测过程中随时存在安全隐患,而隧道健康监测手段目前主要集中在对隧道围岩位移的量测,对隧道围岩位移测量数据的处理方法有位移反分析法、时间序列法、回归分析法、灰色系统预测、神经网络模型预测等,也有很多学者针对监控量测数据处理的计算机辅助系统进行了研究,如孟陆波等^[1]、吴连波^[2]利用计算机软件编写了位移预测和回归分析的软件。还有专家学者提出一些新的隧道健康监测方法,如尚金光^[3]通过研究变形监测的技术特点与物联网的技术架构,设计了基于物联网模式的变形监测具体解决方案;刘燕萍等^[4]采用三维激光扫描技术分析隧道收敛状况等。但是隧道在施工过程中的健康监测手段主要集中在对围岩位移的监测,目前还未见通过应变来进行监测的相关文献。

主元分析(Principal Component Analysis, PCA)是一种常用的基于变量协方差矩阵对信息进行处理、压缩和抽取的有

效方法,被广泛用于信号处理和故障诊断,它用最少的特征量对数据样本进行描述,将多个相关变量转化为少数几个相互独立变量从而达到降低空间维数的目的^[5]。主元分析方法作为一种压缩数据的方法多被应用于预警模型分析的前期数据中,如刘锋^[6]运用主成分分析原理,对各类传感器采集的数据进行关联分析,对关联度较大的属性,利用 PCA 算法对各属性进行主元分析,对判别桥梁健康状态意义不大的数据进行降维处理,以减少数据的处理量,使输入模型的数据更加有效;李志华^[7]通过传感器阵列采集火灾发生初期气体信息,采用基于 PCA 的神经网络算法对火灾信息进行识别实现火灾的早期判别以及分类;宋杰鲲等^[8]采用基于 PCA-AR (Principal Component Analysis Autoregressive) 和 K 均值聚类方法对煤炭安全进行预警研究;谷琼等^[9]提出一种基于主成分分析的基因表达式程序设算法,并将其用于边坡稳定性预测,构建边坡稳定性的预测模型。以上对主元分析方法的预警应用分析多集中于其数据降维功能,本文根据隧道自身结构特点以及多维应变监测数据的变化规律,提出了一种改进

收稿日期:2013-05-31;修回日期:2013-07-22。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61263017);云南省自然科学基金资助项目(2011FZ060)。

作者简介:杨彤瑶(1989-),女,河南许昌人,硕士研究生,CCF 会员,主要研究方向:自动检测与控制系统;王彬(1977-),女,黑龙江哈尔滨人,副教授,博士,CCF 会员,主要研究方向:工业实时控制、模型驱动的软件设计、智能信息处理;李川(1971-),男,四川成都人,教授,博士,主要研究方向:主要研究方向:测控技术;何弼(1988-),男,安徽天长人,硕士研究生,CCF 会员,主要研究方向:智能控制、工业实时控制;熊新(1977-),男,安徽六安人,高级工程师,硕士,主要研究方向:工业实时控制。

的主元分析方法,用于隧道的健康监测。

该方法的主要思想是:对数据流滑动窗口内数据进行主元分析,通过计算累积方差贡献率确定 PCA 模型的主元个数,针对相应主元所对应的特征向量,构建特征向量与原始数据流的映射关系,从而将对原始数据流的动态分析转换为对特征向量的稳定性分析。这种改进的主元分析方法能够及时识别同步多维数据流的异常变化信息,并且适用于非周期性监测数据流。隧道应变的实时监测数据是非周期性的同步多维数据流,以上述数据和方法为基础可对隧道进行实时稳定性预警分析,通过对特征向量的稳定性分析来计算新进窗口数据的稳定性级别,以该级别和前次的隧道断面稳定性预警结果为依据,判断本次的隧道断面预警级别,从而达到实时监控与预警的目的。实验结果表明,该方法可以实时准确地反映隧道应变的异常变化,从而为隧道施工期间的安全监测提供了有效依据,并为同类问题的研究提供了一种有效解决方案。

1 改进主元分析方法

改进的主元分析模型如下:

数据流 S 是按照先后顺序排列的无穷时间序列 $S = \{[s_1, t_1], [s_2, t_2], \dots, [s_i, t_i], \dots\}$, s_i 是 t_i 点出现的数据序列。滑动窗口是在数据流上所设定的一个区间,该区间只包括数据流最近的部分数据,设 n' 为时滞长度, t 是某个采样时刻,称 $S = [t - n', t]$ 为 S 的一个宽度为 $n = n' + 1$ 的滑动窗口,其中 n 和 t 的单位相同,且 t 为相对于 S 的起始观测点的距离。

首先,对数据流一个滑动窗口内的 n 组样本点 m 个变量的样本集合矩阵 $X_{n \times m}$ 进行主元分析,其协方差矩阵为 Σ ($\Sigma \in R^{n \times m}$),则相应的 PCA 模型数据矩阵为:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

该样本集合中, n 为滑动窗口的尺寸, m 为数据流的维数。为了消除(不同)变量间不同量纲的影响,需要对 X 进行标准化处理,标准化后的矩阵记为 X' 。

改进的 PCA 方法实现步骤如下。

1) 计算 X' 的协方差矩阵: $\Sigma = \frac{1}{n} X'^T X'$ 。

2) 求解特征值和特征向量:根据数据矩阵 X' 的协方差矩阵,求出特征值 λ_i 及特征向量 α_i ($i = 1, 2, \dots, n$), 且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m \geq 0$ 。

3) 计算累积贡献率,选取主成分。累积贡献率 R , 即前 k ($k \leq m$) 个主成分的贡献率之和: $R = \sum_{j=1}^k (\lambda_j / \sum_{j=1}^m \lambda_j) \geq CL$, 其中 CL 为设定值。

4) 由累计贡献率确定 PCA 模型的主成分以及主成分相对应的特征向量 W 。

5) 构建特征向量流序列与原始数据流之间的映射关系,将求解空间映射到特征向量空间内。

6) 根据特征向量流序列与原始数据流之间的结构关系,采用相异度函数方法选取稳定的特征向量作为稳态矩阵 W^* 。

7) 以稳定特征向量 W^* 为基准,得到当前窗口的特征向量 W 与其差值的绝对值向量 $\Delta = |W - W^*|$,并以 Δ 作为稳

定性判据。

8) 根据已经设定的控制限参数,通过判断 Δ 是否超过控制限来对新进一次同步多维数据进行异常诊断。

9) 将滑动窗口向前滑动一个基本窗口,继续重复上述算法计算。

以该方法为基础的同步多维数据异常监测算法流程如图 1 所示。

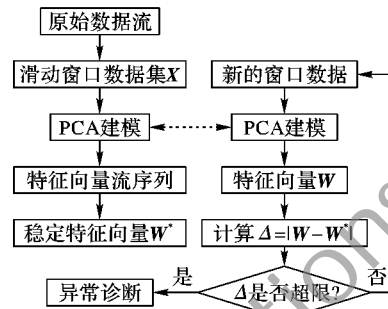


图 1 多维数据流异常检测算法流程

在该监测算法中,需要确定滑动窗口时滞长度 n' 和稳态特征向量矩阵 W^* 。

目前确定时滞长度的方法有以下几种:结合平行分析和得分的相关检验法^[40]、动态系统辨识中的定阶方法^[11]、自相关函数估计法^[11]以及经验法。本文采用自相关函数估计法,它通常采用估计值来求解自相关函数,并计算误差平方的期望值 $E(e^2)$ 。计算过程为:令时滞长度 $l = 1$ 开始,逐次增加 l 值,并计算各自对应的 $E(e^2)$,取 $E(e^2)$ 中的最小者 $E(e^2)_{\min}$,则 $E(e^2)_{\min}$ 所对应的 l 即为所需要的时滞参数。由此方法确定的时滞长度 n' 为 2,即滑动窗口的尺寸为 3。

稳态特征向量的确定采用相异度函数方法,即满足如下条件的任意函数:当给定一组对象时,如果对象间相似,返回值就小;对象间的相异度越大,返回值就越大。对象方差函数^[12]满足如上条件,因此本文采用相异度函数中的对象方差来确定稳态特征向量。通过利用改进的主元分析方法对稳定历史数据进行分析,求解得到稳定特征向量 $W^* = [0.3780, 0.3779, 0.3780, 0.3780, 0.3781, 0.3779, 0.3780]$ 。

2 基于改进 PCA 的隧道应变监测预警系统

2.1 工程背景分析

某隧道为了监测施工及运营阶段衬砌结构的受力状态变化,在拟定断面和位置安装埋入式应变传感器以测量混凝土的内部应变。根据现场具体情况进行调整衬砌断面监测拟定里程,并在每一断面布设 7 支埋入式应变传感器进行同步的实时数据监测。这 7 个应变传感器在同一断面上的安装位置参见图 2。

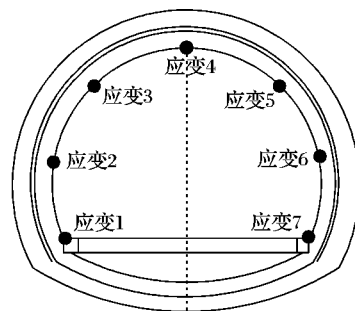


图 2 同一断面传感器安装位置

实时监测所得的应变数据为非周期性同步多维数据流,

如图 3 所示。由同步实时数据流曲线来判断,如果 7 个传感器所测得的 7 条数据曲线变化趋势相同,且各传感器所测数据最终都趋于某一个限定范围内,则该断面为稳定断面;若其中某一条或几条数据曲线呈现出与其他曲线不同的发展趋势,则该断面有可能出现为非稳定状态。以下应用第 1 章中给出的改进主元分析方法构建该隧道断面稳定性的预警系统如下所述。

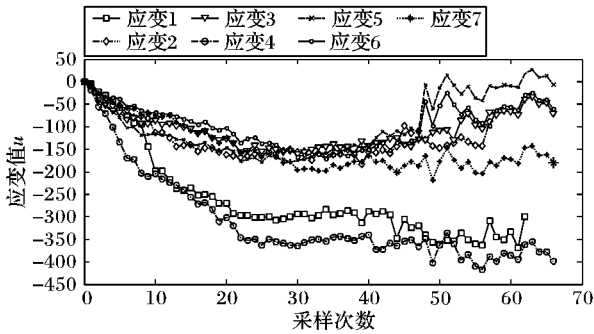


图 3 实测应变同步多维数据流

2.2 新进窗口数据稳定性分析流程

在对新进入滑动窗口的数据进行稳定性级别的判别,所使用的参数说明如下:

- 1) 参数 K, K_1 表示第 K 次采样数据和第 K_1 次采样数据;
- 2) 阈值参数为 $0\mu\epsilon, 40\mu\epsilon, 100\mu\epsilon, m1$;
- 3) 数据流稳定性级别参数 n, n 分为 4 级,分别为 0 级、1 级、2 级、3 级;

本次采样数据异常诊断过程流程,即预警级别判别流程如图 4 所示。

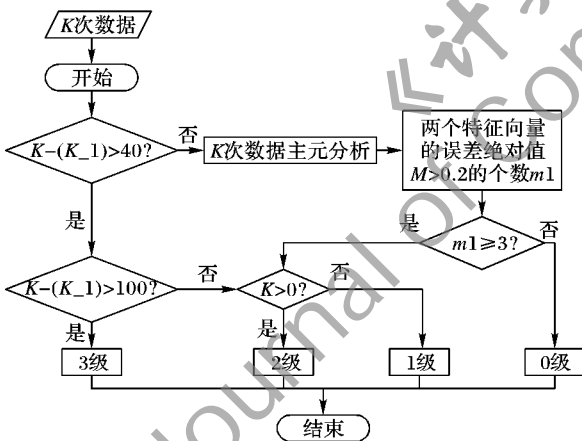


图 4 本次监测数据异常诊断过程流程

图 4 中,阈值参数说明如下。

1) $0\mu\epsilon$ 。根据隧道结构中所布置应变传感器的受力特点,若监测数据出现负值,则应变传感器处于受压状态,说明传感器处于正常工作状态;若监测数据出现正值,则说明传感器处于受拉状态已损坏,或者断面处于不稳定状态。

2) $40\mu\epsilon$ 。突变第一等级参数 40,根据该应变传感器的工作参数,设定当应变传感器所监测的应变值突变超过 $40\mu\epsilon$ 时,即给出预警信息,对于给出预警信息的等级需要判断突变是否超过第二等级参数,之后再判断数据值是否为正值,并给出相应的预警信息;若所监测的应变值突变没有超过 $40\mu\epsilon$,通过主元分析进行详细的分析,再根据分析结果分析新进数据的稳定性情况。

3) $100\mu\epsilon$ 。突变第二等级参数 100,根据隧道中所采用的

应变传感器的工作参数的规定,当应变传感器的所监测的应变值突变超过 $100\mu\epsilon$ 时,传感器的检测元件就会遭到破坏,并且说明传感器所处的断面监测位置内部已出现裂缝(但外观不一定有所表现)。

4) $m1$ 。参数 $m1$ 为 Δ 稳定性判据中超过 0.2 的个数,本文规定,当 $m1 \geq 3$ 时,需通过进一步的详细分析给出预警等级;而若 $m1 < 3$,则直接判断本次新进数据为稳定数据。

2.3 隧道稳定性预警系统规则设计

以 2.2 节中得到的本次监测数据稳定性结果为基础,调用前次断面预警结果,对本次断面记性预警分析。通过隧道的安全性要求,将隧道断面预警级别分为 3 级,其中 3 级为最高级,当断面发出 3 级预警时人员撤离。再根据本次新进数据的稳定性级别,结合本次数据之前的断面整体的稳定性,来判断当前新进数据之后的断面稳定性。

具体的隧道断面预警系统的判定规则如下所示:断面预警级别判别规则分为升级规则和降级规则,当本次数据的稳定性级别为 1,2,3 级时,不管之前断面的预警级别为多少,当前断面的预警级别或者保持不变,或者升级;只有当本次数据的稳定性级别为 0 级时,前断面的预警级别才有可能进行降级。断面预警级别升级规则和降级规则如表 1~2 所示,表中 $P1$ 和 $P2$ 为断面预警参数。

表 1~2 中,断面预警参数 $P1$ 和 $P2$: $P1$ 为数据流一级预警的参数指标,当新进数据发出 1 级预警时 $P1$ 加 1,若当其后一组新数据没有 1 级预警时则减 1,若其后一组新数据仍为 1 级预警时,则 $P1$ 继续增加 1,当其达到设定值时,即 $P1 \geq 3$ 时,就会使得 2 级预警参数 $P2$ 增加,同时重置 $P1 = 0$ 。由参数 $P1$ 和 $P2$ 的值来判断断面的预警级别。

表 1 断面预警级别升级规则

前一次断面预警级别	数据稳定性级别	$P1$ 和 $P2$ 值	当前断面预警级别
断面为 0 级时 $P1 = 0, P2 = 0$	0 级	$P1 = 0, P2 = 0$	断面为 0 级
	1 级	$P1 = 1, P2 = 0$	断面为 1 级
	2 级	$P1 = 2, P2 = 0$	断面为 1 级
	3 级	$P1 = 3, P2 = 0$	断面为 2 级
断面为 1 级时 $P1 = 1, P2 = 0$	1 级	$P1 = 2, P2 = 0$	断面为 1 级
	2 级	$P1 = 3, P2 = 1$	断面为 2 级
	3 级	$P1 = 4, P2 = 1$	断面为 2 级
断面为 1 级时 $P1 = 2, P2 = 0$	1 级	$P1 = 3, P2 = 1$	断面为 2 级
	2 级	$P1 = 4, P2 = 1$	断面为 2 级
	3 级	$P1 = 5, P2 = 1$	断面为 2 级
断面为 2 级时 $P1 = 0, P2 = 1$	1 级	$P1 = 1, P2 = 1$	断面为 2 级
	2 级	$P1 = 2, P2 = 1$	断面为 2 级
	3 级	$P1 = 3, P2 = 2$	断面为 3 级
断面为 2 级时 $P1 = 1, P2 = 1$	1 级	$P1 = 2, P2 = 1$	断面为 2 级
	2 级	$P1 = 3, P2 = 2$	断面为 3 级
	3 级	$P1 = 4, P2 = 2$	断面为 3 级
断面为 2 级时 $P1 = 2, P2 = 1$	1 级	$P1 = 3, P2 = 2$	断面为 3 级
	2 级	$P1 = 4, P2 = 2$	断面为 3 级
	3 级	$P1 = 5, P2 = 2$	断面为 3 级

表 2 断面预警级别降级规则

前一次断面预警级别	数据稳定性级别	当前断面预警级别
断面为 1 级时 $P1 = 1, 2; P2 = 0$	若之后连续三次数据稳定性级别都为 0 级时,即 $P1$ 连续自减	断面为 0 级
断面为 2 级时 $P1 = 0, 1, 2; P2 = 1$	大于等于 3 次时	断面为 1 级

3 隧道应变动态监测预警系统的实现

3.1 系统功能模块设计

根据上文所述的改进 PCA 数据异常诊断方法和预警系统设计方案,以 VC++6.0 为开发工具,利用 C++ 语言开发了基于改进的主元分析方法的隧道变形实时监测预警系统。预警系统主界面如图 5 所示。

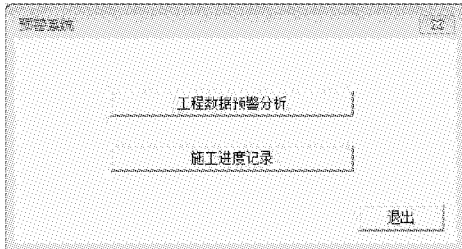


图 5 预警系统主界面

该预警系统分为施工进度记录以及数据预警分析两个模块,功能如下:

1)施工进度记录模块。该模块主要记录基本工程概况,包括工程名称、施工日期、方向、断面里程、断面编号、已施工里程等。

2)工程数据预警分析模块。该模块实现对数据流的实时异常诊断功能,并及时提出预警。当监测数据发生异常时,现场工作人员可根据预警系统所提示的预警数据及断面等级对现场工程做出相应处理。

3.2 实验结果与分析

本文所开发的预警系统以 2.1 节提到的隧道为试验点,依据该隧道所采集的同步多维应变数据流为实验数据进行验证。图 6 给出的是该隧道 K2 断面所采集的同步 7 维数据流在第 508 个采样时刻的预警判断结果,通过基于改进 PCA 算法的计算结果,综合该断面历史数据信息与新进窗口数据信息,预警实验结果如图 6 所示,最新采集的数据进入预警系统并进行异常诊断分析后给出的数据预警等级以及断面预警等级都为 3 级,说明该工程此时处于极度危险状态,断面内部已经出现裂缝。

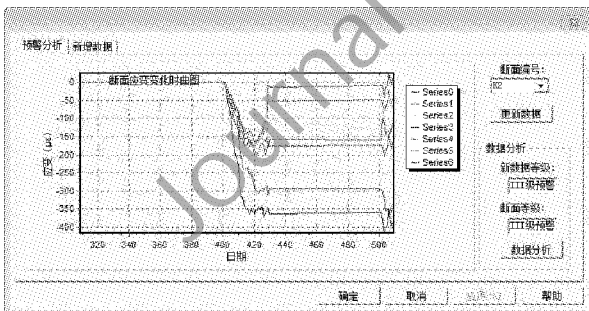


图 6 K2 断面数据流预警结果

根据现场隧道安全监测报告显示,K2 断面确实出现裂缝,现场人眼观测到的裂缝出现于第 510 次采样时刻,而采用本文的改进主元分析方法,在第 508 个采样点已经诊断出数据流的异常变化,预测到断面内部出现裂缝,预警系统已经给出了实时报警。该实验验证了改进的主元分析方法在隧道变形实时监测中应用的有效性。隧道断面实际检测裂缝示意图参见图 7。

对于那些由于外界因素等影响而产生的数据同步突变,在由人工方法进行监测时,这样的情况经常被判断为问题数据而进行误报。如图 8 所示采样数据中的第 9 次采样数据,

该断面的 7 个数据发生了同步突变,但在第 10 次采样数据同步地恢复了正常。

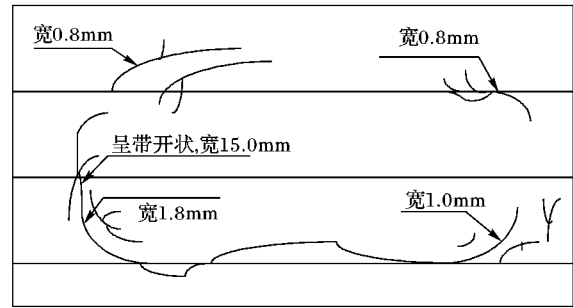


图 7 隧道实际检测图形

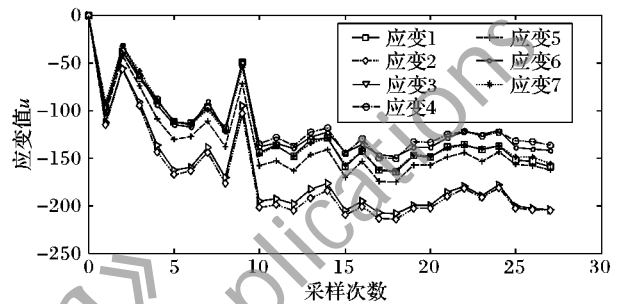


图 8 突变数据图

在采用本文提出的改进主元分析方法进行判断时,不但要对当前采样窗口数据给出稳定性级别,还要结合前面的历史数据进行综合判断,因此对应于表 2 给出的预警系统降级规则,所得到的预警级别为 0 级,没有产生错误的判断。使用该方法可以减少误判率,提高预警系统的准确性。

与现有的研究相比较,这种改进的主元分析方法,其重点不是传统的数据降维,而是在于提取主成分的特征向量并构建特征向量流序列与原始数据流之间的映射关系,通过与稳态特征向量的对比来判定多位同步数据流的异常变化。这为 PCA 在数据分析领域的应用提供了一个新的思路。此外,目前还没有通过应变来进行隧道施工期间安全监测的相关成果和文献。与相对成熟的隧道位移预警方法相比较,使用监测应变的手段来监测隧道可以更早地发现围岩的异常变化,尤其是各断面局部发生的变化,从而为隧道预警提供一种新的思路,从实验结果分析来看,该方法也有效地实现了隧道安全的实时监测。

4 结语

本文提出了一种改进的主元分析方法,该方法利用了数据挖掘技术中的滑动窗口技术和相异度函数方法,重点构建了特征向量流序列与原始数据流之间的映射关系,最后通过具体分析数据的特点与特征向量的稳定状况进行数据流信息的异常诊断,根据该方案设计了隧道安全实时预警规则,并利用 VC++ 开发工具实现了该预警系统,使用该方法完成了对某隧道应变监测的同步多维数据流的异常信息监测和预警。研究表明,该方法能够有效地反映同步多维数据流的过程变化信息,并对异常变化进行有效的预警,对隧道施工过程中施工人员的安全提供了更好的保证,并为进一步的故障分析和排除提供了有效依据。

传统的主元分析方法的应用分析多集中于其数据降维功能,而改进的主元分析方法不但可以降低数据维数,实现同步多维数据流异常信息的动态分析,还适用于非周期性的采样

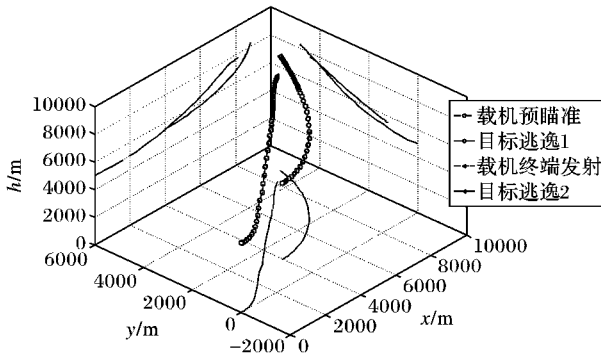


图 8 飞机追踪逃逸三维优化飞行轨迹

从图 5~7 可以看出,利用 GPM-SQP 所获得的优化指令能够满足武器发射的各项约束指标,并且在 29.8 s 后的第二阶段,有一明显的姿态调整对准目标过程。结合图 4、8 可以看出,控制基本策略是一直保持油门最大。

4 结语

本文主要研究了飞机目标瞄准时的轨迹优化问题。建立了两阶段最优瞄准控制模型,利用 GPM 将最优控制问题转化为 NLP 问题,应用 GA 对 NLP 进行预处理,并采用 SQP 算法求解。最后对空战追逃问题进行了仿真,结果显示通过 GA 求解 NLP 的初值是可行的,且利用 GPM-SQP 算法所求解的追踪优化轨迹很好地满足了武器发射的各类约束条件,表明将 GA-GPM-SQP 算法相结合求解飞机最优目标瞄准问题是有效的。

参考文献:

- [1] MURAYAMA K, HULL D G. The Cobra maneuver as a minimum time problem [C]// Proceedings of the 22nd Atmospheric Flight Mechanics Conference. Reston: AIAA, 1997: 339-344.
- [2] HORIE K, CONWAY B A. Optimization for fighter aircraft vertical-plane maneuvering using poststall flight [J]. Journal of Aircraft, 2000, 37(6): 1017-1021.
- [3] 张曙光,孙金标. 过失速飞机最速指向目标机动研究[J]. 北京航空航天大学学报, 1998, 24(6): 650-653.

(上接第 3287 页)

数据分析,扩展了使用 PCA 方法进行数据挖掘的领域,同时也为实际工业过程中数据的安全预警和故障检测提供了一种有效方法。

参考文献:

- [1] 孟陆波,李天斌,李永林,等. 公路隧道信息化施工与计算机辅助决策系统研究[J]. 地球与环境, 2005, 33(B10): 79-83.
- [2] 吴连波. 隧道施工灾害计算机辅助决策系统研究[D]. 重庆:重庆交通大学, 2008.
- [3] 尚金光. 基于物联网模式的隧道变形监测预警系统研究[D]. 成都:西南交通大学, 2012.
- [4] 刘燕萍,程效军,贾东峰. 基于三维激光扫描的隧道收敛分析[J]. 工程勘察, 2013, 41(3): 74-77.
- [5] 张杰,阳宪惠. 多变量统计过程控制[M]. 北京:化学工业出版社, 2003.
- [6] 刘锋. 基于数据挖掘的桥梁监测数据分析[D]. 长沙:长沙理工大学, 2012.
- [7] 李志华. 基于无线传感器网络的火灾预警系统设计[D]. 汕头:汕头大学, 2009.
- [8] 宋杰颀,李继尊. 基于 PCA-AR 和 K 均值聚类的煤炭安全预警研

- [4] 张曙光,孙金标. 最佳过失速机动研究[J]. 航空学报, 2001, 22(4): 289-292.
- [5] BETTS J T. Survey of numerical methods for trajectory optimization [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1998, 21(2): 193-207.
- [6] 雍恩米,陈磊,唐国金. 飞行器轨迹优化数值方法综述[J]. 宇航学报, 2008, 29(2): 397-406.
- [7] BENSON D A. A Gauss pseudospectral transcription for optimal control [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2005.
- [8] BENSON D A, HUNTINGTON G T, THORVALDSEN T P, et al. Direct trajectory optimization and costate estimation via an orthogonal collection method [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 2006, 29(6): 1435-1440.
- [9] KARELAHTI J, VIRTANEN K, RAIVIO T. Near optimal missile avoidance trajectories via receding horizon control [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 2007, 30(5): 1287-1298.
- [10] 高浩,朱培申,高正红. 高等飞行动力学[M]. 北京:国防工业出版社, 2004, 26-97.
- [11] 廖开俊,董新民,王小平. 战斗机机动平面控制研究[J]. 飞行力学, 2009, 27(4): 32-35.
- [12] RAO A V, BENSON D A, DARBY C, et al. Algorithm 902: GPOPS, A MATLAB software for solving multiple-phase optimal control problems using the Gauss pseudospectral method [R]. Gainesville: University of Florida, 2009.
- [13] HUNTINGTON G T. Advancement and analysis of a Gauss pseudospectral transcription for optimal control problems [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, Department of Aeronautics and Astronautics, 2007.
- [14] ZHANG D N, LIU Y. RLV reentry trajectory optimization through hybridization of an improved GA and a SQP algorithm [C]// Proceedings of the 2011 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. Reston: AIAA, 2011: 2011-6658.
- [15] GILL P E, MURRAY W, SAUNDERS M A. SNOPT: an SQP algorithm for large-scale constrained optimization [J]. SIAM Review, 2005, 47(1): 99-131.

- [9] 谷琼,蔡之华,朱莉,等. 基于 PCA-GEP 算法的边坡稳定性预测[J]. 岩土力学, 2009, 30(3): 757-761.
- [10] STRUMPEN V, HOFFMANN H, AGARWAL A. A stream algorithm for the SVD [EB/OL]. [2013-02-25]. <http://publications.csail.mit.edu/lcs/pubs/pdf/MIT-LCS-TM-641.pdf>.
- [11] GUHA S, GUNOPULOS D, KOUDAS N. Correlating synchronous and asynchronous data streams [C]// Proceedings of the Ninth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 2003: 529-534.
- [12] 韩家伟,坎伯. 数据挖掘:概念与技术[J]. 北京:机械工业出版社, 2001: 232-233.
- [13] 王天真,刘远,汤天浩,等. 基于相对主元分析的动态数据窗口故障检测方法[J]. 电工技术学报, 2013, 28(1): 142-148.
- [14] 周奇才,黄克,赵炯,等. 基于改进型滑动窗主元分析的盾构液压系统故障诊断研究[J]. 中国机械工程, 2013, 24(5): 638-643.
- [15] 周奇才,黄克,赵炯,等. 一种基于改进型自适应滑动窗算法的主元分析[J]. 华东理工大学学报:自然科学版, 2012, 38(3): 384-390.