

文章编号: 1674-8085 (2023) 01-0008-06

基于 Gridsearch-SVM 梯形区域极点 分类的故障诊断

杜紫薇¹, *姚 波¹, 王福忠²

(1. 沈阳师范大学数学与系统科学学院, 辽宁, 沈阳 110034; 2. 沈阳工程学院基础教学部, 辽宁, 沈阳 110136)

摘 要: 针对一类线性定常系统, 基于梯形区域极点配置, 给出了执行器部件故障诊断的一种方法。首先, 利用极点观测器, 通过测量系统的状态, 得到极点的动态信息; 其次, 根据模拟各通道执行器故障, 实时采集闭环系统的极点信息, 形成极点分类数据库; 最后, 利用支持向量机算法 (Support Vector Machine, SVM) 根据不同通道发生故障时极点所处位置不同, 设计极点分类器, 对极点进行分类, 实现对系统的故障诊断。针对 SVM 中惩罚因子和核宽度系数需要依靠先验知识的缺陷, 采用 Grid search 优化其参数, 缩小寻优范围。仿真结果表明设计方案的可行性以及故障诊断的有效性。

关键词: 极点观测器; 极点分类器; 支持向量机; 网格搜索法; 区域极点配置; 故障诊断

中图分类号: TP277.3

文献标识码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1674-8085.2023.01.002

FAULT DIAGNOSIS BASED ON GRIDSEARCH-SVM TRAPEZOIDAL REGION POLE CLASSIFICATION

DU Zi-wei¹, *YAO Bo¹, WANG Fu-zhong²

(1. College of Mathematics and System Science, Shenyang Normal University, Shenyang, Liaoning 110034, China;

2. Department of Basic Education, Shenyang Institute of Engineering, Shenyang, Liaoning 110136, China)

Abstract: For a class of linear time-invariant systems, the fault diagnosis of actuator components was studied based on trapezoidal region. Firstly, the pole observer was used to obtain the dynamic information of the pole by measuring the state or output of the system. Then, the fault of each channel actuator was simulated, and the pole information was collected in real time to form the pole classification database. Secondly, support vector machine (SVM) algorithm was used for the state classification, and the pole classifier was designed. The penalty factors and kernel width coefficient parameters of SVM algorithm were optimized by Gridsearch. The poles were classified according to the poles' positions when faults occurred in different channels to carry out fault diagnosis. Finally, the simulation results showed the feasibility of the design scheme and the effectiveness of fault diagnosis.

Key words: pole observer; pole classifier; support vector machine; grid search method; regional pole assignment; fault diagnosis

0 引言

在人工智能高速发展的背景下, 机械设备日

趋复杂, 控制系统部件使用量不断增加, 输出精度要求也越来越高。特别是在化工、飞行器等控制系统中, 系统部件一旦出现故障将会给人员和财产带来巨大损失。因此, 可靠控制问题吸引

收稿日期: 2022-04-03; 修改日期: 2022-07-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(12101417)

作者简介: 杜紫薇(1998-), 女, 河南周口人, 硕士生, 主要从事故障诊断与可靠控制方面的研究(E-mail: 565598256@qq.com);

*姚 波(1963-), 女, 辽宁沈阳人, 教授, 硕士生导师, 主要从事故障诊断与可靠控制等方面的研究(E-mail: boyao163@163.com)。

了越来越多学者的关注。早期可靠控制器在设计过程中把系统可能发生的故障考虑在内，虽然在一定程度上提高了系统的可靠性，但是系统的性能却有所下降，比如保守性变大、响应时间变慢、性能指标降低、能耗加大等^[1-3]。文献[4]提出通过故障诊断预警部件出错的位置，并切换相应可靠控制器实现可靠控制，此时系统具有节约耗能，降低系统保守性的优点。

Cortes 和 Vapnik 首次提出支持向量机作为一种二分类模型，用于解决闭环系统故障诊断的问题，根据部件的不同通道发生故障时，极点的变化区域不同，进行分类，实现对系统的故障诊断^[5-8]。由于其分类效果受惩罚因子和核宽度系选取的影响较大，参数的选取逐渐成为优化的焦点。文献[10-12]分别采用遗传算法和粒子群算法对 SVM 中的参数进行优化。文献[13]提到的使用网格搜索法优化 SVM，需要人工经验确定一个参数集范围，遍历参数集搜索最优组合，一定程度上缩小了寻优范围。支持向量机在其他领域也有应用，文献[14]将主动容错技术应用于人脸识别技术中。

在实际生产生活中，系统的稳定性和瞬态特性与极点位置有关，因此区域极点配置是控制理论的重要课题。文献[9-12]为了满足系统的某种特性，分别尝试将极点配置在条形、梯形、圆形、扇形区域内，得到很好的控制效果。

本次主要研究在梯形区域下，应用极点观测器实时采集极点数据，针对 SVM 中惩罚因子和核宽度系数需要依靠先验知识的缺陷，结合 Grid search 算法，对其进行优化，得到最佳参数模型，对极点进行分类，实现系统的故障诊断，实例仿真表明识别故障的准确率达到 98.8889%，从而验证了该方法在执行器故障诊断中的有效性。

1 问题描述

给定如下线性定常系统：

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t), \\ y = Cx(t) \end{cases}, \quad (1)$$

其中 $x(t) \in R^n, y(t) \in R^p, u(t) \in R^m$ 分别为系统的状态、输出及输入变量； A, B, C 为满足维数要求的常数矩阵。

设静态输出反馈控制为

$$u(t) = Ky(t), \quad (2)$$

由系统(1)和输出反馈控制(2)，构成闭环系统：

$$\dot{x}(t) = (A + BKC)x(t) \quad (3)$$

若故障模型为

$$u^f(t) = F_a u(t) \quad (4)$$

由系统(1)、输出反馈控制(2)和故障模型(4)构成的闭环系统为

$$\dot{x}(t) = (A + BF_a KC)x(t), \quad (5)$$

其中 $F_a = \text{diag} \left(\underbrace{1, \dots, 1}_{i-1}, \underbrace{f_{ai}, 1, \dots, 1}_{m-i} \right), i = 1, \dots, m$ 为执行器发生单一故障时的增益矩阵，且有 $\underline{f}_{ai} \leq f_{ai} \leq \bar{f}_{ai}$,

$0 \leq \underline{f}_{ai} \leq 1, \bar{f}_{ai} \geq 1$ 成立，此时采用凸组合法解决执行器单故障问题。设

$$\theta_{si1} = \text{diag} \left(\underbrace{1, \dots, 1}_{i-1}, \bar{f}_{ai}, \underbrace{1, \dots, 1}_{p-i} \right),$$

$$\theta_{si2} = \text{diag} \left(\underbrace{1, \dots, 1}_{i-1}, \underline{f}_{ai}, \underbrace{1, \dots, 1}_{p-i} \right), i = 1, 2, \dots, p$$

设集合

$$\Omega_a = \left\{ F_{ai} \mid F_{ai} = \text{diag} \left(\underbrace{1, \dots, 1}_{i-1}, \underbrace{f_{ai}, 1, \dots, 1}_{p-i} \right), \underline{f}_{ai} \leq f_{ai} \leq \bar{f}_{ai}, i = 1, 2, \dots, p \right\},$$

存在正整数 i , 使得 $F_a = F_i \in \Omega_a$ 。显然， F_{ai} 在以 θ_{si1} 和 θ_{si2} 为顶点构成的凸集合中。因此，存在

$\alpha_{aij} \geq 0, j = 1, 2$ 满足 $\sum_{j=1}^2 \alpha_{aij} = 1$ ，使得

$$F_a = \sum_{j=1}^2 \alpha_{aij} \theta_{sij} \quad (6)$$

2 极点观测器的设计

系统工作时, 一般无法直接获取系统的极点数据, 状态向量 x 可由系统输入 u 、输出 y 构造出来。下面给出依据系统状态计算闭环极点, 即闭环极点观测器的设计方法。设给定闭环系统为

$$\dot{x}(t) = Ax, \quad (7)$$

其中 $x(t) \in R^n$ 为待测状态变量。

首先初始时间为 t_1 , Δt 为时间间隔, 采集在 $t_i = t_1 + (i-1)\Delta t$ 时刻的状态值:

$$x_1 = x(t_1), x_2 = x(t_2), \dots, x_{n+1} = x(t_{n+1}),$$

$$\text{令 } X = [x_1, x_2, \dots, x_n] \Delta t,$$

然后做差

$$\Delta x_i = x_{i+1} - x_i = x(t_{i+1}) - x(t_i), i = 1, \dots, n$$

得到

$$\Delta X = [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n],$$

由 $dx = \dot{x}(t)dt$, x 趋于 0 时有

$$\Delta x = \dot{x}(t_i) \Delta t, \quad (8)$$

由式(7)和式(8)可得

$$\Delta x_i = Ax(t_i) \Delta t = Ax_i \Delta t,$$

所以

$$\Delta X = AX$$

若有 X 可逆, 可得

$$A = \Delta X X^{-1}.$$

3 极点分类器的设计

3.1 SVM 理论

SVM 作为数理统计基础上发展起来的智能学习算法, 在小样本分类及线性问题上应用较多。其核心思想是通过构建最优超平面为

$$w^T x + b = 0,$$

使正例和反例之间的距离最大化, 其中: w^T 为法向量; b 为偏移向量。即

$$\max_{w,b} \frac{\|w\|^2}{2}, \quad (9)$$

同时满足条件

$$y_i (w^T x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n \quad (10)$$

当两类样本数据不是完全可分或有异常点时, 引入松弛变量寻求最优分界线, 防止过拟合。错分样本的惩罚程度由惩罚因子决定, 其大小也关乎系统的分类精度。根据 Largerange 对偶原理, 由式(9)和(10)可得

$$\begin{cases} \max_{\alpha} W(\alpha) = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, y_j \rangle \\ s.t. 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, n \\ \sum_i \alpha_i y_i = 0 \end{cases}$$

其中 α_i 为引入的 Largerange (拉格朗日) 乘数, C 为径向基函数(RBF)中的惩罚因子。识别类别的决策函数为:

$$g(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \langle x_i, x \rangle + b \right), \quad (11)$$

对于解决非线性可分问题, 可采用径向基核函数 $K(x_i, y_i) = \Phi(x_i) \Phi(y_i)$ 将低维空间的数据集转换到高维空间。由式(11)可得决策函数:

$$g(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i \cdot x) + b \right).$$

在 SVM 理论中, 不同参数值会产生不同的泛化效果。因此优化参数对 SVM 的分类效果至关重要。

3.2 网格搜索算法模型

网格搜索法是一种穷举搜索方法, 用于选取模型的最优超参数。详细步骤如下:

步骤 1 采集数据: 首先采集 n 条执行器通道分别出现故障时的极点数据信息, 并对数据进行处理, 将数据分为训练集和测试集;

步骤 2 数据分类: 用训练集数据形成 SVM 粗糙模型后, 用测试集数据对此模型进行准确率评估;

步骤3 最优参数获取：通过网格搜寻法得到的最佳的惩罚因子 c 和最优 RBF 核函数中的核宽度系数 g ，可以得到最佳的准确率模型；

步骤4 最优模型获取：获取最优参数 c 及 g 的充分必要条件为优先找到最高准确率模型，进而得到最终分类模型。

3.3 故障诊断的流程

首先，利用极点观测器，得到极点的动态信息。然后，判断极点是否发生变化，若未发生改变，则继续采集极点；若发生改变，利用支持向量机算法根据不同通道发生故障时极点所处位置不同，判定故障的类型。

4 单通道控制器设计

引理1 对于系统(3)，假设加入静态反馈控制器，则保证极点均无法逃逸 $D_{(h_1, h_2)}$ 与 $D_{2\theta}$ 组成的梯形区域的充要条件是存在一个正定阵 X 和矩阵 U ，满足下列条件：

$$\begin{bmatrix} \sin \theta (\Phi + \Phi^T) & \cos \theta (\Phi - \Phi^T) \\ \cos \theta (\Phi^T - \Phi) & \sin \theta (\Phi + \Phi^T) \end{bmatrix} < 0,$$

$$\begin{bmatrix} 2h_1 X - (\Phi + \Phi^T) & 0 \\ 0 & (\Phi + \Phi^T) - 2h_2 X \end{bmatrix} < 0.$$

其中 (X, U) 为可行解，相应的静态输出反馈控制器 $K = UW^{-1}$ 。且 $\Phi = BUC + AX$ ， W 满足 $WC = CX$ 条件。

引理2 对于系统(5)，保证极点均无法逃逸 $D_{(h_1, h_2)}$ 与 $D_{2\theta}$ 组成的梯形区域的充要条件是存在一个正定矩阵 X 和矩阵 U ，满足下列条件：

$$\begin{bmatrix} \sin \theta (\Pi + \Pi^T) & \cos \theta (\Pi - \Pi^T) \\ \cos \theta (\Pi^T - \Pi) & \sin \theta (\Pi + \Pi^T) \end{bmatrix} < 0,$$

$$\begin{bmatrix} 2h_1 X - (\Pi + \Pi^T) & 0 \\ 0 & (\Pi + \Pi^T) - 2h_2 X \end{bmatrix} < 0.$$

其中 (X, U) 为可行解，相应的静态输出反馈控制器

$K = UW^{-1}$ ， $\Pi = B\theta_{sj}UC + AX$ ， W 满足 $WC = CX$ 条件。

5 仿真结果

考虑如下系统

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.6970 & 5.7493 & 15.5120 \\ 6.3487 & 1.1476 & 8.4370 \\ 13.6142 & 3.8184 & 2.6681 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.3223 & 0.8109 \\ 0.2776 & 2.7805 \\ 4.4295 & 0.0385 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.0134 & 0.2349 & 0.6825 \\ 0.1482 & 0.4872 & 0.6664 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix},$$

设计的静态输出反馈控制器要保证闭环系统的极点配置在直线 $y = -1$ ， $y = -15$ 和直线 $y = \sqrt{3}x$ ，

$y = -\sqrt{3}x$ 围成的梯形区域内，即：

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1.1203 & 3.1399 & 10.7834 \\ -3.4371 & -7.1674 & -5.7189 \\ -4.1885 & 0.3218 & -8.5334 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -3.9913 & 0.3561 \\ -2.3721 & -4.8378 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix},$$

图1表示正常的线性系统通过设计一个静态输出反馈控制器使闭环系统极点配置在梯形区域内。

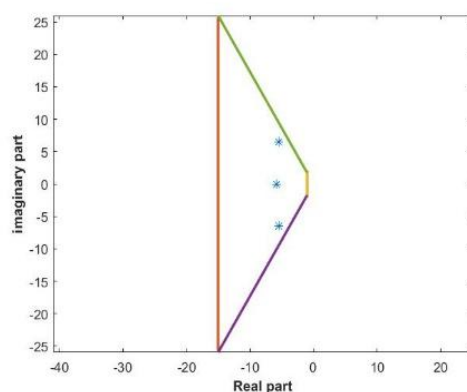


图1 正常系统极点配置在梯形区域内

Fig. 1 The normal system pole configuration is within the trapezoidal area

现模拟执行器单通道增益故障，部分极点跳出梯形区域，系统的稳定性遭到破坏。若其故障 $F = \text{diag}(f_1, f_2)$ 赋值如下，第一条通道出现故障： $f_2 = 1, 0.5 < f_1 < 1.2$ 如图 2；第二条通道类似。

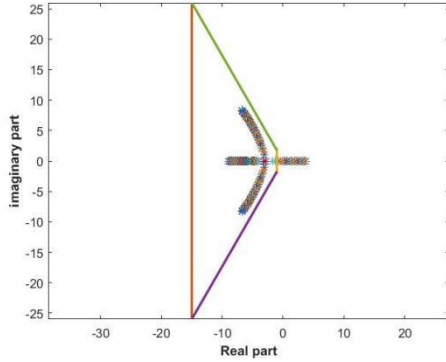


图 2 第一条通道故障极点分布

Fig. 2 Distribution of fault poles for the first channel

在单故障前提下，重新设计可靠控制器。带有故障诊断和可靠控制器的系统，实现了期望的闭环极点，如图 3 所示。

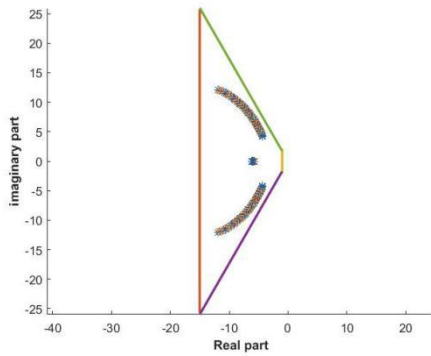


图 3 针对第一条通道故障极点配置图

Fig. 3 Configure the diagram for the fault pole of the first channel

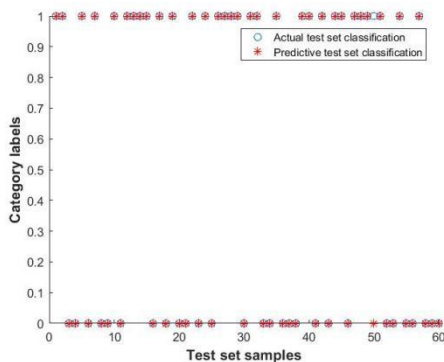


图 4 测试集的实际分类和预测分类图

Fig. 4 Actual and predictive classification plots for the test set

现采用网格搜索法对 SVM 中的参数进行优化，准确率最高为 99.4192%，得到的最优参数组合值为 $c = 2, g = 256$ 。图 4 为该参数组合下测试集的实际分类和预测分类图，图 5 为以正确率为准的参数选择 3D 视图。

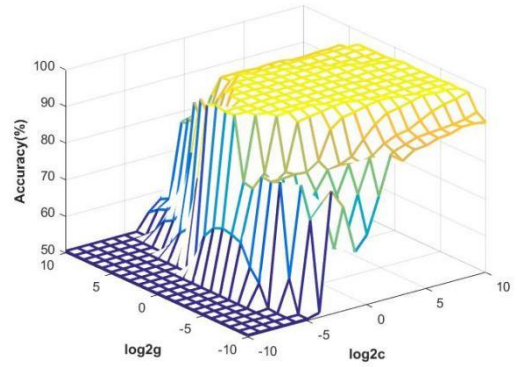


图 5 参数选择 3D 视图

Fig. 5 Parameter selection 3D view

由此不难发现网格搜索算法在梯形区域故障诊断模型中效果明显。现假设执行器第一条通道出现故障： $F = \text{diag}(f_1, f_2), f_1 = 0.5, f_2 = 1$

下面验证三个可靠性。

需对其有效性给出判断。此时有极点跳出梯形区域，其极点集为

$$\lambda = \{10.9084, -10.9786, -5.4885\},$$

而依据极点观测相应算法得到的极点集为

$$\tilde{\lambda} = \{10.9108, -10.9973, -5.5040\}$$

对比可得估计值无限接近真实值。两者的误差为 0.02%, 0.17%, 0.28%，极点观测器的可靠性得以证明。

极点分类器可靠性验证。若存在某个极点不能被约束在梯形区域内，极点分类器立即做出响应，根据极点信息启动对应的单通道控制器，本文 SVM 分类模型的参数分别为 $c = 2, g = 256$ 应用此模型对故障通道的极点进行分类处理，可以观察到分类器效果显著，符合设计要求。

单通道控制器的可靠性验证。应用所设计的单通道控制器去处理执行器故障，极点均稳定在梯形区域内，验证了单通道控制器的可靠性。

6 结论

针对线性定常系统,基于梯形区域下,执行器单一部件故障诊断和可靠控制的问题。通过极点观测器的设计,所得的极点信息误差小;根据极点分类器的设计所得的分类精准。与传统正常控制器相比,提出的可靠控制器具有一定的鲁棒性,当闭环系统出现故障但极点仍稳定在梯形区域时,系统仍在原控制器下保持稳定。若极点偏离所要求的区域,系统立即做出预警,启动对应的可靠控制器使其继续保持稳定。这样得到的可靠控制器具有响应时间短、耗能低、性能稳定等优点。最后的仿真实例也证明了故障诊断的必要性。

参考文献:

- [1] 姚波,王福忠.基于 LMI 可靠跟踪控制器设计[J].自动化学报,2004,30(6):863-871.
- [2] 王福忠,姚波,张嗣瀛.线性系统区域稳定的可靠控制[J].控制理论与应用,2004,21(5):835-839.
- [3] 徐艺超,姚波,王福忠.圆盘区域下系统不确定项容忍区间分析[J].井冈山大学学报:自然科学版,2016,37(5):11-17.
- [4] 房志铭,姚波,王福忠.梯形区域极点配置静态输出反馈可靠控制[J].宿州学院学报,2017,32(7):100-105.
- [5] 房志铭,姚波,王福忠.基于 SVM 极点分类的故障诊断与可靠控制[J].数学的实践与认识,2018,48(12):157-168.
- [6] Vapnik V N. Statistical learning theory[M]. New York: Wiley-Interscience,1998.
- [7] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer Verlag,1996.
- [8] 崔长春,刘文林,郑俊哲.支持向量机理论与应用[J].沈阳工程学院学报:自然科学版,2007,3(2):84-91.
- [9] 李默臣,姚波,王福忠.基于圆盘区域极点分类的故障诊断与可靠控制[J].计算技术与自动化,2021,40(1):1-6.
- [10] 姚波,李默臣,王福忠.基于 GA-SVM 梯形区域的故障诊断与可靠配置[J].沈阳师范大学学报:自然科学版,2021,39(3):210-214.
- [11] 李默臣,姚波,王福忠.基于 MPSO-SVM 的不确定条形区域故障诊断研究[J].沈阳工程学院学报:自然科学版,2021,17(2):84-91.
- [12] 李默臣,姚波,王福忠.基于 MPSO-SVM 的扇形区域故障诊断研究[J].井冈山大学学报:自然科学版,2021,42(2):7-13.
- [13] LEEJH, LINCJ. Automatic model selection for support vector machines[M]. Taipei: Taiwan University,2000.
- [14] 刘江华,陈佳品,程君实.基于支持向量机的非线性系统辨识[J].测控技术,2002,21(11):54-56.