

基于 GAPSO-SVM 的钣金零件图像识别方法

方舟,程筱胜,崔海华,石诚,韦号

(南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

摘要:为了实现视觉引导装配过程中钣金零件图像的识别,对零件图像进行预处理,提取形状特征,将遗传算法的交叉变异操作引入粒子群算法,形成遗传粒子群算法。采用遗传粒子群算法同时进行支持向量机的参数优化和特征选择。实验表明,将所选用特征由初始的 12 维降低到 3 维,测试集识别准确率 100%,完全满足零件识别分类的要求。

关键词:零件识别;支持向量机;粒子群算法;遗传算法

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2020)05-0116-03

Image Recognition Method for Sheet Metal Parts Based on GAPSO-SVM

FANG Zhou, CHENG Xiaosheng, CUI Haihua, SHI Cheng, WEI Hao

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To realize the image recognition of the sheet metal parts in the visual guided assembly process, the image of the part is preprocessed, the shape feature is extracted, and the cross and mutation operation of the genetic algorithm is introduced into the particle swarm optimization, which is used to form genetic particle swarm optimization. This algorithm is used to optimize parameters and select the feature for support vector machines. Experiments show that the selected features are reduced from the initial 12-dimensional dimension to 3 dimensions, and the test set recognition accuracy is 100%. It fully meets the requirements of part identification and classification.

Key words: part identification; support vector machine; particle swarm optimization; genetic algorithm

0 引言

在视觉引导的工业机器人零件装配过程中,视觉部分需要提供给机器人所需抓取零件的种类信息,这对零件识别的准确性至关重要,也是后续的抓取装配等工作的基础。支持向量机作为一种经典的机器学习方法在图像识别中得到了广泛的应用^[1-3]。匡逊君等人^[4]提取零件图像的 Hu 不变矩和仿射不变矩,采用基于有向无环图的支持向量机进行零件识别。孙小权等人^[5]对零件图像进行小波变换去噪和降维后,利用主成分分析提取图像特征向量输入 SVM 对正畸带环进行识别。吴益红等人^[6]将零件的局部二值模式(local binary pattern, LBP)特征谱转成 LBP 直方图,输入 SVM 进行零件识别。韩晓艳等^[7]人利用粒子群算法对 SVM 的参数进行寻优,但并未进行特征的选择。秦丰等^[8]人通过卷积神经网络提取苜蓿叶片病斑图像的特征后再利用 SVM 进行分类,但 SVM 参数寻优通过网格搜索法实现,其速度较慢,并且输入 SVM 的特征都是通过人工组合来获得,需经过大量实验验证其准确性。李东等人^[9]通过提取服装轮廓的傅里叶描述子,利用支持向量机进行服装款式的识别,并且验证了 Hu 矩和傅里叶描述子的融合特征反而会使识别准确率下降,由此可以看出传递给 SVM 的特征将影响最后的分类性能。

SVM 的分类性能对参数的变化非常敏感,并且输入的特征过多可能造成识别准确率的下降,然而特征选取往往依赖于实验者的主观判断。针对以上问题,本文提出一种基于 GAPSO-SVM 算法的钣金零件识别方法。首先,对图像样本进行图像预处理,提取其形状特征,建立不同种类零件的训练集;其次,利用支持向量机进行训练,通过遗传粒子群算法同时进行支持向量机的参数优化和特征选择,获得优化后的参数和筛选后的特征;最后,提取测试集零件筛选后的特征,将其输入训练好的支持向量机模型获得零件的类别。

1 GAPSO-SVM 钣金零件图像识别

1.1 识别方案总体流程

本文提出的零件识别总体方案如图 1 所示,其中,支持向量机的参数优化和特征选择通过遗传粒子群算法实现。

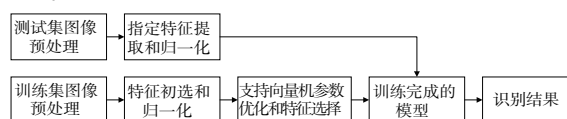


图 1 分类方案总体流程

第一作者简介:方舟(1996—),男,安徽合肥人,硕士研究生,研究方向为数字化设计与制造。

1.2 图像预处理和特征提取

钣金零件表面纹理特征非常少,用 SIFT^[10] 等局部不变性特征难以得到较好的提取和匹配效果。本文采用形状特征作为支持向量机的输入。首先对图像进行预处理,包括 gamma 校正、阈值化、轮廓提取,最终获取零件的形状特征。

初步选择的形状特征定义如下。

1) 面积

$$A = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j) \quad (1)$$

面积为零件目标在图像中所占的像素点数。

2) 周长

$$P = A - \text{SUM}(\text{in}) \quad (2)$$

式中 SUM(in) 为 4 邻域都为轮廓点的像素总个数。

3) 延伸率

$$S = W/L \quad (3)$$

式中: L 为零件轮廓最小包围矩形的长, W 为零件轮廓最小包围矩形的宽。

4) 占空比

$$B = A/(LW) \quad (4)$$

占空比表示轮廓对最小外接矩形的充满程度。

5) 复杂度

$$C = P^2/(4\pi A) \quad (5)$$

复杂度表示轮廓与圆形的接近程度。

6) Hu 不变矩

Hu 不变矩由图像的二阶和三阶归一化中心矩推导而来,一共有 7 个值,这些值对图像的平移、旋转、缩放具有不变性,因此可以作为轮廓的不变特征来使用。

由于提取出的各个特征数量级差异较大,直接输入 SVM 进行训练会影响识别准确率,因此需要进行如式(6)所示的归一化操作,将所有特征数值映射到 0~1 之间。

$$f'_{ij} = \frac{f_{ij} - \min_j}{\max_j - \min_j} \quad (6)$$

式中: f_{ij} 、 f'_{ij} 分别为第 i 个零件的第 j 个特征变换前和变换后的值; $\max_j$ 、 $\min_j$ 分别为所有零件的第 j 个特征的最大和最小值。

1.3 GAPSO-SVM 算法

粒子群优化算法^[11]是一种群智能算法,其思想类似于鸟群觅食的过程。二进制粒子群^[12]将粒子的每一位按照 0 或者 1 编码,粒子每一维的速度影响这一维置 1 的概率。

本文将遗传算法的交叉和变异机制引入粒子群优化算法,进行 SVM 的参数优化和特征选择,构成 GAPSO-SVM 算法,使其在保证前期快速寻优的情况下,能在后期有效地跳出局部最优解。算法流程如图 2 所示。

其中算法关键步骤如下:

1) 种群粒子随机初始化

随机初始化种群中的每个粒子,并对粒子进行编码。本文采用使用径向基核函数(radial basis function, RBF)的

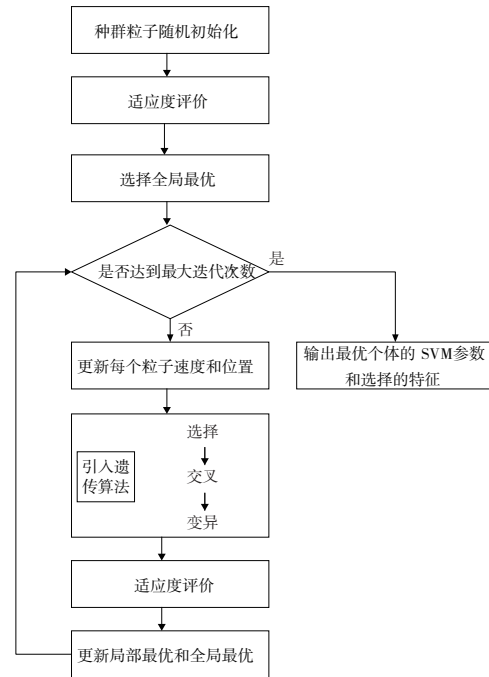


图 2 算法流程图

SVM, 径向基核函数定义为:

$$K(x, z) = \exp(-\gamma \|x - z\|^2), \gamma > 0 \quad (7)$$

需要优化的参数为 RBF 参数 γ 和 SVM 的惩罚参数 (penalty parameter) C 。除此之外,还要进行特征选择,因此每个粒子的编码向量分为三部分。前两部分分别为 SVM 的参数 C 和 γ 的二进制编码,通过式(8)可转换成十进制:

$$D = D_{\min} + (D_{\max} - D_{\min}) \frac{\text{dec}(b)}{2^L - 1} \quad (8)$$

式中: D 为十进制数值, $D_{\min}$ 和 $D_{\max}$ 分别为参数的上、下限; $\text{dec}(b)$ 为二进制编码 b 的十进制值; L 为二进制编码的位数; 本文 C 和 γ 的二进制编码都取 20 位。第三部分为特征选择标志位,置 0 表示不选择该特征,置 1 表示选择该特征。每个粒子都表示一种参数和特征选择情况。

2) 适应度评价

为保证最后生成的粒子以尽可能少的特征维度以获得高的分类准确率。粒子适应度评价函数如下:

$$F_{\text{fitness}} = w_a \times A_{\text{accuracy}} + w_q \times \left(1 - \sum_{i=1}^D f_i/D\right) \quad (9)$$

式中: F_{fitness} 表示适应度; w_a 为分类准确率的权重; A_{accuracy} 为 k 折交叉验证的准确率, 本文 k 取 10; w_q 为特征维数的权重; D 为可供选择的特征数量; f_i 取 1 代表第 i 个特征被选中, 取 0 代表没有选择第 i 个特征。

3) 惯性权重更新

本文惯性权重按照迭代次数线性递减的方式更新:

$$w_k = w_{\max} - k \frac{w_{\max} - w_{\min}}{I_{\max}} \quad (10)$$

式中: k 为当前迭代次数; w_k 为第 k 次迭代时的惯性权重; $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别为惯性权重的上、下限; $I_{\max}$ 为允许迭代的最大次数。

4) 选择、交叉和变异

交叉操作的父代粒子按照轮盘赌的策略选择,当产生

的 0~1 间的随机数小于交叉概率时,对粒子每一段进行单点交叉操作,如图 3 所示。



图 3 交叉操作

变异操作可以让粒子跳出局部最优解,一般变异概率不易取过大,变异操作的公式如下:

$$x'_{id} = \begin{cases} \text{mut}(x_{id}), & \text{rand}() < P_m \\ x_{id}, & \text{rand}() \geq P_m \end{cases} \quad (11)$$

式中: x'_{id} 为粒子变异后每一维的值; x_{id} 为粒子变异前每一维的值; $\text{rand}()$ 是生成 0~1 之间随机数的函数; $\text{mut}(x_{id})$ 是变异函数,将原位取反; P_m 是变异概率。

2 实验验证

本文实验零件图像种类共 6 类。采集了不同角度和位置下共 600 张图像(每类 100 张)作为训练集,60 张图像(每类 10 张)作为测试集。其中部分位置的零件训练集中轮廓图如图 4 所示((a)-(f)代表种类 1-种类 6),部分不同种类零件归一化后的特征数据如表 1 所示。

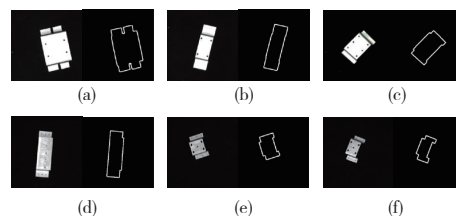


图 4 部分不同种类零件原图和轮廓

表 1 部分零件的归一化特征数值

零件类别	面积	周长	延伸率	填充度	复杂度	Hu 矩
1	0.882	0.921	0.602	0.612	0.727	0.061,0.047,0.072, 0.044,0.993,0.939,0.358
2	0.393	0.439	0.056	0.841	0.397	0.855,0.845,0.017, 0.016,0.996,0.942,0.359
3	0.340	0.295	0.602	0.726	0.102	0.087,0.078,0.016, 0.015,0.995,0.954,0.359
4	0.501	0.539	0.105	0.611	0.441	0.797,0.774,0.107, 0.102,0.990,0.856,0.332
5	0.109	0.086	0.717	0.768	0.057	0.022,0.027,0.019, 0.015,0.995,0.956,0.359
6	0.058	0.180	0.586	0.155	0.648	0.359,0.213,0.521, 0.508,0.734,0.504,0.430

2.1 实验参数设置

特征维数 $D = 12$; 参数 C 最大值 $C_{\max} = 10$, 最小值 $C_{\min} = 2^{-5}$; 参数 γ 最大值 $\gamma_{\max} = 10$, 最小值 $\gamma_{\min} = 2^{-15}$; 种群规模 $S_{\text{cale}} = 50$; 分类准确率权重 $w_a = 0.95$, 特征维数权重 $w_q = 0.05$; 惯性权重最大值 $w_{\max} = 0.9$, 最小值 $w_{\min} = 0.4$; 学习因子 $c_1 = 2, c_2 = 2$; 迭代的最大次数 $I_{\max} = 100$; 交叉概率 $P_c = 0.8$, 变异概率 $P_m = 0.1$ 。

二进制粒子群在更新位置时,如采用一般的 sigmoid 函数,输入速度越大,产生 0 的概率越低。为了保证产生新粒子的概率,本文将 sigmoid 函数改写如下:

$$S(\nu) = \begin{cases} 0.98, & \nu > 4 \\ \frac{1}{1 + \exp(-\nu)}, & -4 \leq \nu \leq 4 \\ 0.02, & \nu < -4 \end{cases} \quad (12)$$

2.2 识别准确率与特征选择结果

重复实验 10 次,计算最终全局最优解的 C 、 γ 和选用的特征数如表 2 所示。分析可知,10 次实验中有 7 次将初始选取的 12 维特征降维到 3 维,且都为延伸率、占空比、Hu 矩 1 的组合,测试集识别正确率 100%。如将初步

选择的 12 维特征全部用于识别,测试集识别正确率 85%。说明本文提出的方法有足够的进行 SVM 的参数优化与特征选择。

表 2 重复 10 次实验结果

实验次数	适应度/%	C	γ	特征维数	识别正确率/%
1	98.116 7	8.678 07	9.686 52	3	100
2	98.116 7	8.678 07	9.686 52	3	100
3	98.016 7	9.802 64	5.863 12	4	100
4	98.116 7	9.567 86	8.683 93	3	100
5	98.016 7	7.190 54	7.393 01	4	100
6	97.958 3	8.533 32	9.0373 8	3	100
7	97.741 7	6.820 49	9.011 84	2	95
8	98.116 7	8.928 66	8.983 34	3	100
9	98.116 7	9.567 86	8.683 93	3	100
10	97.958 3	6.337 57	8.196 82	3	100

(下转第 122 页)

参考文献:

- [1] ZHAO J, SPONG M. Hybrid control for global stabilization of the cart-pendulum system[J]. Automatic, 2001(37):1941-1951.
- [2] LEVIN A. An analytical method of estimating the domain of attraction for polynomial differential equations[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1994, 39(12):2471-2475.
- [3] CHESI G. Domain of attraction: analysis and control via SOS programming [M]. [S.L.]: Springer Science & Business Media, 2011.
- [4] CHESI G. Estimating the domain of attraction for non-polynomial systems via lmi-optimizations [J]. Automatica, 2009, 45(6): 1536-1541.
- [5] 钱庆文. 两轮自平衡车摆机器人建模与控制方法的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学, 2019.
- [6] 何军虎, 鞠剑平. 自平衡车控制方法研究及仿真分析[J]. 机械设计与制造, 2019(7):144-146.
- [7] 李新峰, 张涛. 带极点配置的 LQR 算法在空间站力矩平衡姿态控制中的应用[J]. 空间科学学报, 2017, 37(3):332-337.
- [8] 范敏, 余海. 两轮自平衡小车模型参考自适应控制平衡算法

[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(9):258-262.

- [9] CHIU C, PENG Y. Position and angle control for a two-wheel robot[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2017, 15(5):2343-2354.
- [10] MADERO V, ARACIL J, GORDILLO F. A nonlinear control law for two-wheeled self-balanced vehicles[C]. Melecon: 15th IEEE Mediterranean Electro-technical Conference, IEEE, 2010:1557-1562.
- [11] SPONG M. Partial feedback linearization of underactuated mechanical systems[C]. In Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Munich: IEEE, 1994, volume 1: 314-321.
- [12] HASSAN K Khalil. Nonlinear systems [M]. New Jersey: Upper Saddle River, 2002.
- [13] JESSE M.Kinder. Python 物理建模初学者指南[M]. 盖磊, 译. 北京:人民邮电出版社, 2017.

收稿日期:2020-04-22

(上接第 118 页)

为了对比,进行了 PSO 算法对 SVM 参数优化和特征选择实验。图 5 为随着进化代数的上升, GAPSO-SVM 和 PSO-SVM 的适应度上升点线图。可以看出, GAPSO 比 PSO 在前期寻优的速度更快, 20 代左右就能到达较高的适应度值, 最终适应度高于 PSO 算法, 说明算法具有跳出局部最优解的能力。

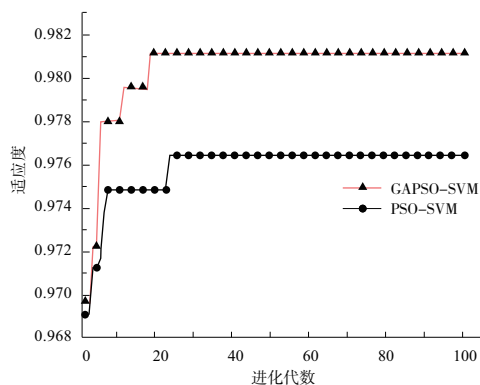


图 5 两种算法的性能对比

3 结语

提出一种基于 GAPSO-SVM 的钣金零件图像识别方法, 该方法可对视场内不同位置和角度的钣金零件进行识别。本文方法的关键是结合了遗传算法和二进制粒子群算法的优点, 通过计算选择的特征维数和交叉验证的准确率来评判当前的适应度。经过不断地迭代, 得到最优的 SVM 参数和所需特征。最终实验结果说明, 该方法能有效地进行支持向量机的参数优化和特征选择, 从而在识别过程中有效地减少特征数量, 并提高识别准确率。

参考文献:

- [1] 程淑红, 高许, 周斌. 基于多特征提取和 SVM 参数优化的车型识别[J]. 计量学报, 2018, 39(3): 348-352.
- [2] 李冠林, 马占鸿, 王海光. 基于支持向量机的小麦条锈病和叶锈病图像识别[J]. 中国农业大学学报, 2012, 17(2): 72-79.
- [3] 秦颖博, 孙杰, 陈平. 基于支持向量机的尿液细胞图像识别分类研究[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(6): 2185-2189.
- [4] 匡逊君, 赵文倩, 李明富. 基于图像不变矩和 SVM 的机械零件分类识别[J]. 制造业自动化, 2012, 34(15): 65-68, 72.
- [5] 孙小权, 邹丽英. 基于 SVM 的图像识别在零件分拣系统中的应用[J]. 机电工程, 2018, 35(12): 1353-1356.
- [6] 吴益红, 许钢, 江娟娟, 等. 基于 LBP 和 SVM 的工件图像特征识别研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2016, 30(1): 77-84.
- [7] 韩晓艳, 赵东. 基于粒子群的支持向量机图像识别[J]. 液晶与显示, 2017, 32(1): 69-75.
- [8] 秦丰, 刘东霞, 孙炳达, 等. 基于深度学习和支持向量机的 4 种苜蓿叶部病害图像识别[J]. 中国农业大学学报, 2017, 22(7):123-133.
- [9] 李东, 万贤福, 汪军. 采用傅里叶描述子和支持向量机的服装款式识别方法[J]. 纺织学报, 2017, 38(5): 122-127.
- [10] LOWE D G. Distinctive features from scale-invariant keypoints [J]. Int J Comput Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [11] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory [C]// Mhs95 Sixth International Symposium on Micro Machine & Human Science. IEEE, 2002.
- [12] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [C]// 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation. IEEE, 2002.

收稿日期:2019-07-04