

基于支持向量机和遗传算法的人脸识别研究

娄洵熙, 王 力

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘 要: 采用自适应遗传算法(AGA)优化筛选改进高斯核函数支持向量机(SVM)参数模型进行人脸特征分类。支持向量机的泛化性能主要取决于核函数类型和核函数参数及惩罚系数 C , 本文在传统高斯核函数基础上提出改进高斯核函数作为支持向量机的非线性映射函数, 并使用自适应遗传算法优化筛选核函数参数和支持向量机惩罚系数, 将优化后的 SVM 模型用于人脸库进行实验仿真。实验结果表明, 本文方法比传统高斯核函数支持向量机分类器模型有更高识别率。

关键词: 支持向量机; 核函数; 遗传算法; 人脸识别

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2015)07-0049-03

Face recognition based on support vector machine and genetic algorithm

Lou Huanxi, Wang Li

(Big Data and Information Engineering Institute, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: This paper uses the adaptive genetic algorithm (AGA) to optimize the support vector machine(SVM) model for face feature classification. The generalization performance of SVM mainly depends on the type of kernel function and kernel function parameters, this paper based on the traditional gaussian kernel function to improve the gaussian kernel function as the nonlinear mapping function of SVM, and uses adaptive genetic algorithm to optimize selection kernel function parameters and SVM punish coefficient, the optimized SVM model is used to face library experiment simulation. The experimental results show that the method than the traditional gaussian kernel function of support vector machine classifier model has a higher recognition rate.

Key words: support vector machine; kernel function; genetic algorithm; face recognition

0 引言

人脸识别是模式识别研究领域的一个重要研究方向, 属于生物识别的研究领域, 与其他人体生物特征识别方式相比, 人脸识别具有方式友好、采样方便、无需接触等许多优点, 此外, 人脸特征具有很强的自身稳定性和个体差异性, 是身份验证的理想依据, 所以, 对人脸识别研究具有重要的学术研究价值和广阔的应用前景。在实际运用过程中, 由于受各种条件限制, 通常无法针对每个人都采集大量的图像样本。所以, 人脸识别相对于维数而言属于小样本模式识别问题, 而支持向量机在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中, 相比较于其他传统分类器具有很多特有的优势, SVM 能够在学习性能和泛化能力上找到一个最佳折中, 在保证 SVM 分类性能的同时又具有较好的推广性。因此, 本文选择 SVM 作为人脸特征分类器, 考虑到支持向量机的泛化性能取

决于其核函数类型、核函数参数以及惩罚系数, 根据相关文献介绍, 本文在性能较好的高斯径向基核函数(RBF)基础上提出改进高斯核函数作为 SVM 的非线性映射函数。为了得到性能较优的 SVM 分类器模型, 采用自适应遗传算法优化筛选其参数, 再将优化所得 SVM 分类器模型用于人脸库进行实验仿真。实验结果表明, 本文方法比传统高斯核函数支持向量机模型有更高识别率。

1 支持向量机模型

1.1 支持向量机概述

如图 1 所示, SVM 方法能够将一组非线性可分的高维向量(如图(a))经核函数映射到更高维特征空间使其线性可分(如图(b))。(b)图中 H 为映射后可正确分开两类样本的最大分类间隔超平面, H_1 和 H_2 为平行于 H 且分别经过离 H 最近的两类样本的超平面, 位于 H_1 和

H2 上的样本叫做支持向量,超平面函数表达式如式(1):

$$h(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i \in SV} \alpha_i^* y_i (\psi(x_i) \psi(x)) + b^* \right) \quad (1)$$

式中, x_i 为输入样本, y_i 为样本 x_i 的所属类标志, ψ 为核函数, SV 为支持向量集, b^* 为分类阈值, α_i 为每个样本对应的 Lagrange 乘子, $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数。

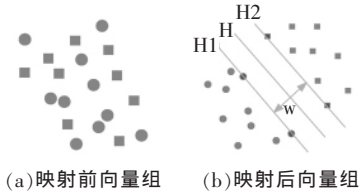


图1 SVM示意图

1.2 核函数选取

目前常用的核函数有四种:线性核函数、多项式核函数、S形核函数和高斯径向基核函数(RBF),本文在性能较好的高斯核函数基础上提出改进高斯核函数作为支持向量机的非线性映射函数,改进高斯核函数能弥补高斯核函数在测试点附近衰减不够快及在远离测试点时核函数值趋近于零会产生核截断现象的两大不足。相关文献指出,高斯核函数的两大缺点在一定程度上会降低分类性能。本文将改进高斯核函数用于人脸识别问题中,以验证其有效性和较之传统高斯核函数的优越性。

高斯核函数表达式如下:

$$K(x, x_1) = \exp \left(-\frac{\|x - x_c\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (2)$$

其中, x_c 为测试点, σ 是核带宽变量。

高斯径向基核函数图像如图2所示。

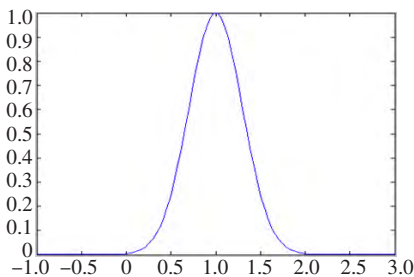


图2 高斯径向基核函数曲线图

改进高斯核函数表达式如下:

$$K(x, x_c) = \exp \left(-\frac{\sigma^2}{\|x - x_c\|^2 + p^2} \right) \quad (3)$$

式中, x_c 是测试点, σ 是核带宽变量, p 是位移参数。

本文将高斯核函数和改进高斯核函数的 σ 均取为 0.3, 改进高斯核函数的 p 取为 0.2, 将两者做实验对比, 图3为两种核函数在测试点附近衰减特性的比较, 图4为两者在远离测试点时的衰减速度比较。

由图3和图4可见, 本文提出的改进高斯核函数能较好地改善高斯核函数存在的两大缺陷, 即在测试点附近的衰减速度更快, 而在远离测试点时的衰减速度又比高斯核函数慢得多以至于很快趋于零。故将本文改进

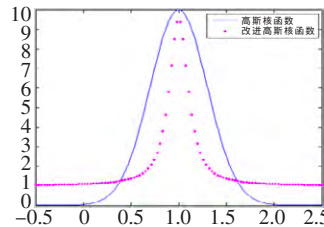


图3 在测试点处两种核函数的特性比较

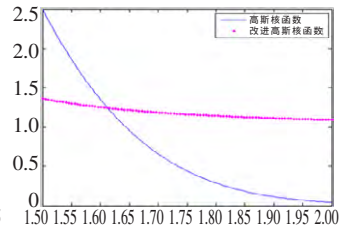


图4 远离测试点两种核函数衰减速度比较

高斯核函数用于非线性分类问题中,可发挥其错误率低的特点。

2 遗传算法优化 SVM 参数模型

2.1 遗传算法

本文采用能够对搜索过程中的某个解提供最佳交叉概率和变异概率的自适应遗传算法优化筛选 SVM 参数。该算法中交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 由以下公式计算:

$$P_c = \begin{cases} \frac{k_1(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}} \\ k_2, & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{k_3(f_{\max} - f')}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}} \\ k_4, & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (5)$$

其中, f_{avg} 是群体平均适应值, f_{\max} 是群体最大适应值, f 是参与交叉的两个个体中较大适应值, f' 是变异个体的适应值, k_1, k_2, k_3, k_4 为常数。

自适应遗传算法中的选择策略采用轮盘赌方法, 适应度函数设计如下:

$$f = \frac{1}{1 - A_{\text{accuracy}}}, \quad (0 \leq A_{\text{accuracy}} \leq 1) \quad (6)$$

其中,

$$A_{\text{accuracy}} = \frac{\text{测试集中分类正确的样本数}}{\text{测试集样本总数}} \quad (7)$$

2.2 遗传算法优化 SVM 参数模型

改进高斯核函数 SVM 模型包含 3 个参数, 分别为核函数带宽变量 σ 、核函数位移参数 p 以及惩罚系数 C 。为了得到最优分类器模型, 采用自适应遗传算法优化筛选其参数, 优化步骤如下:

(1) 随机产生个体数目一定的初始种群, 确定每个变量的大致取值范围和编码长度, 对每个个体进行二进制编码。

(2) 根据式(6)计算个体的适应度值, 并判断是否符合优化准则, 若符合, 输出最佳个体及其代表的最优解, 并结束计算, 否则转向第(3)步。

(3) 依据适应度值选择再生个体, 适应度高的个体被选中的概率高, 适应度低的个体可能被淘汰。

(4) 根据交叉概率执行交叉操作生成新个体。

(5) 根据变异概率执行变异操作产生新个体。

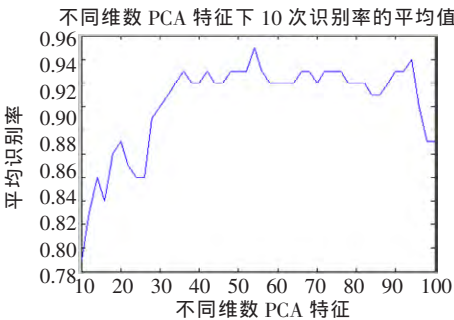
(6) 由交叉和变异产生新一代的种群, 返回到第(2)步。

《微型机与应用》2015 年第 34 卷第 7 期

3 实验仿真

本文采用标准的人脸数据库 ORL 作为实验数据来源,任意选取其中 20 个人的图像作为实验对象,将每个人的前 5 张图像作为训练集,后 5 张作为测试集,以 PCA 特征为分类特征,分别采用改进高斯核函数 SVM 分类器模型和高斯核函数 SVM 分类器模型对其分类识别。实验中,取自适应遗传算法的系数为:初始种群大小 30,迭代次数 20(经实验验证自适应遗传算法收敛速度较快,故进化代数不需设置太大), $k_1=0.5, k_2=0.9, k_3=0.02, k_4=0.05, \sigma$ 的精度为 0.000 1, C 和 p 的精度均为 0.01, C 的搜索范围为 (0, 500), σ 的搜索范围为 (0, 1), p 的搜索范围为 (0, 50)。实验数据如下:

(1) 为了选择最佳维数 PCA 特征,经多次实验,选取改进高斯核函数 SVM 模型的参数分别为: $\sigma=0.730\ 82, p=30.264\ 9, C=364.416$,在不同维数 PCA 特征下对 20 个人的后 100 张图像进行 10 次测试识别,取其平均值得到图 5 所示函数关系曲线。



根据实验结果可知,54 维 PCA 特征为最佳特征,故本文选择 54 维 PCA 特征作为本文识别特征,接着做后续实验。

(2) 同样取 (1) 中所设参数,以改进高斯核函数 SVM 模型进行人脸识别,得到正确识别和错误识别的截图,如图 6 和图 7 所示。



图 6 正确识别人脸截图



图 7 人脸识别错误截图

(3) 基于自适应遗传算法优化改进高斯核函数 SVM 分类器模型进行人脸识别的结果如表 1。

表 1 SVM 模型参数筛选结果及人脸识别率

迭代次数	核参数		惩罚系数 C	适应度函数值	识别率 /%
	σ	p			
1	0.483 43	8.928 1	207.156 5	9.09	89
3	0.506 81	11.403 9	451.308 5	12.50	92
5	0.679 85	15.083 6	396.833 8	20.00	95
6	0.226 15	35.880 8	236.347	33.33	97
9	0.390 28	31.650 6	230.075 5	50.00	98
11	0.390 28	31.650 6	230.075 5	50.00	98
...
20	0.390 28	31.650 6	230.075 5	50.00	98

实验数据表明,基于自适应遗传算法优化支持向量机参数分类器模型拥有较理想识别率,且收敛速度也较理想。

(4) 经多次实验知高斯核函数 SVM 模型中,惩罚系数 C 的取值对模型分类性能影响很小,而 σ 在 (0, 12) 范围内取值时,对分类器性能影响较大,且最高识别率也出现在该区间内,本文取 $C=95$,绘制出 σ 在 (0, 12) 区间内取不同值时对应识别率的曲线图如图 8 所示。

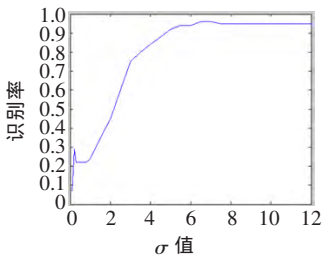


图 8 C 值固定, σ 取不同值时的识别率

由图 8 可知,当 C 值固定时,在 (0, 12) 范围内,人脸识别率随 σ 的取值大体呈递增趋势。当 σ 大于 7 时,识别率收敛于 95%。

(5) 将高斯核函数 SVM 模型参数的取值范围限定为 $C \in (0, 100), \sigma \in (0, 10]$,用自适应遗传算法优化其参数,优化后的分类器模型用于人脸识别,所得结果与表 1 中识别率做对比,对比数据如表 2。

表 2 改进高斯核函数 SVM 模型和高斯核函数 SVM 模型识别率对比

	迭代次数	核参数		惩罚系数 C	适应度函数值	识别率 /%
		σ	p			
高斯核函数	6	6.956 8		36.772 3	25	96
改进高斯核函数	9	0.390 28	31.650 5	230.075 5	50	98

实验结果表明改进高斯核函数 SVM 模型比高斯核函数 SVM 模型有更高识别率。

4 结束语

本文针对传统高斯核函数的两大不足,提出能克服其缺点的改进高斯核函数作为支持向量机的非线性映射函数,并使用自适应遗传算法优化筛选其参数及支持

(下转第 59 页)

2011.

- [9] 李大鹏,袁涛,赵海涛.车载自组织网络中基于邻居节点数估计的最小竞争窗口调整算法[J].电信科学,2013(6):14-15.
- [10] 袁涛.基于 IEEE802.11p 的车载自组网 MAC 层关键技术研究[D].南京:南京邮电大学,2013.
- [11] 张黎达.基于 IEEE802.11MAC 层协议的研究与实现[D].重庆:重庆大学,2008.
- [12] 吕军.无线自组织网络 MAC 层退避和竞争避免算法研究[D].合肥:中国科学技术大学,2009.
- [13] 唐勇,周满元.Ad hoc 网络中 MAC 不公平性的研究与改进[J].计算机工程,2010,36(22):100-102.
- [14] 曾海文,周满元,唐勇.基于流的 Ad hoc 网络接入公平性分析与研究[J].计算机工程,2011,37(2):85-87.
- [15] YASSEIN M B, OQAILY O A, MIN G. Enhanced fibonacci backoff algorithm for mobile Ad-Hoc network[C]. 10th International Conference on Computer and Information

(上接第 51 页)

向量机的惩罚系数 C , 将优化的支持向量机模型用于 ORL 人脸库进行实验仿真,实验结果表明,其性能比高斯核函数支持向量机分类器模型的性能要好。本文方法的不足之处在于鲁棒性和通用性不强,只在 ORL 人脸库 20 个人共 200 张人脸图像的小样本情况下才取得较好识别率,对整个 ORL 人脸库的 40 人共 400 张图像仿真识别时,并未取得很理想的识别率,所以后续工作是在人脸图像特征提取上做深入研究,以及在 SVM 核函数及其参数选择上再做改进,以增强分类器的鲁棒性和通用性及进一步提高人脸识别率。

参考文献

- [1] 张铮,王艳平,薛桂香.数字图像处理与机器视觉[M].北京:人民邮电出版社,2010.
- [2] 阎晓娜.支持向量机的核方法在人脸识别中的应用研究[D].

(上接第 54 页)

HI 信号被混在噪声之中。统计意义上说可以通过增加足够多的采样点来进行补偿,也可以理解为就是相应的提高积分时间来增加系统的灵敏度,这样仍然可以得到有效的观测结果。

参考文献

- [1] EWEN H I, PURCELL E M. Observation of a line in the galactic radio spectrum: radiation from galactic hydrogen at 1,420 Mc/sec[J]. Nature, 1951,168:356.
- [2] 钱磊.中性氢研究的前言问题[J].天文学进展,2011,29(4):408-421.
- [3] 杨小牛,楼才义,徐建良.软件无线电原理与应用[M].北京:电子工业出版社,2001.
- [4] FELLI M, SPENCER R E. Very long baseline interferometry[M]. Netherlands: Kluwer Academic Publishers,1989.
- [5] 周涛.量化精度对数字化接收机性能的影响[J].电子信

Technology, 2010:749-754.

- [16] 李林韬,王呈贵,王先,等.无线组网中基于卡尔曼滤波有退避界限的 MAC 算法[J].军事通信技术,2009,30(3):11-17.
- [17] ABDELKADER T, NAIK K, NAYAK A, et al. Adaptive backoff scheme for contention-based vehicular networks using fuzzy logic[C]. FUZZ-IEEE, Korea,2009:1621-1626.
- (收稿日期:2014-12-02)

作者简介:

徐立强(1989-),男,硕士研究生在读,主要研究方向:无线通信网络、协作通信。

徐祎(1959-),男,教授,硕士生导师,主要研究方向:无线通信网络、智能信号处理。

王锐(1979-),男,博士,主要研究方向:无线网络、智能信号处理。

青岛:中国海洋大学,2012.

- [3] 龚纯,王正林.精通 MATLAB 最优化计算[M].北京:电子工业出版社,2009.
- [4] 赵书兰.数字图像处理与分析实例教程[M].北京:化学工业出版社,2009.
- [5] 杨淑莹,张桦.群体智能与仿生计算——Matlab 技术实现[M].北京:电子工业出版社,2012.
- (收稿日期:2015-01-01)

作者简介:

姜洹熙(1986-),女,在读硕士生,主要研究方向:数字通信与信息系统。

王力(1971-),男,教授,主要研究方向:模式识别、信号处理和机器学习。

息对抗技术,2006,21(6):20-23.

- [6] 李迪.高新能 sigma-delta_ADC 的设计与研究[D].西安:西安电子科技大学,2010.
- [7] 史军,张乃通,王辉宇.UWB 数字接收机量化阶数的研究[J].无线电工程,2008,38(2):20-22.
- [8] 姜碧沔.射电天文工具[M].北京:北京师范大学出版社,2008.
- (收稿日期:2014-12-08)

作者简介:

张华山(1989-),男,硕士研究生,主要研究方向:电路与系统。

金乘进(1972-),男,研究员,主要研究方向:接收机技术。

岳友岭(1980-),男,副研究员,主要研究方向:脉冲星、数字终端。