

基于LBP与LSSVM的数字图像分类算法

张艮山, 田建恩, 张哲

引用本文:

张艮山, 田建恩, 张哲. 基于LBP与LSSVM的数字图像分类算法[J]. 液晶与显示, 2020, 35(5): 471–476.

ZHANG Gen-shan, TIAN Jian-en, ZHANG Zhe. Digital image classification algorithm based on LBP and LSSVM[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(5): 471–476.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203505.0471>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于改进k-means算法的数字图像聚类

Digital image clustering based on improved k-means algorithm

液晶与显示. 2020, 35(2): 173–179 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203502.0173>

基于级联混沌映射与低位嵌入的图像隐写算法

Image steganography algorithm based on cascaded chaotic map and low bits embedding

液晶与显示. 2020, 35(4): 374–382 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203504.0374>

基于Gabor和灰度共生矩阵混合特征叶片泵装配质量检测

Vane pump assembly quality detection based on gabor and gray level co-occurrence matrix hybrid characteristics

液晶与显示. 2018, 33(11): 936–942 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183311.0936>

基于改进纹理特征的红外目标跟踪算法

Infrared target tracking based on improved LBP feature

液晶与显示. 2018, 33(12): 1040–1046 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183312.1040>

基于LBP纹理特征的白带显微图像中上皮细胞检测方法

Detection of epithelial cells in leucorrhea microscopic images based on LBP texture features

液晶与显示. 2019, 34(9): 871–878 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193409.0871>

文章编号:1007-2780(2020)05-0471-06

基于 LBP 与 LSSVM 的数字图像分类算法

张艮山*, 田建恩, 张 哲

(石家庄学院 教育技术中心, 河北 石家庄 050035)

摘要: 针对数字图像的高精度分类问题, 提出了一种新型数字图像分类算法。在该算法中, 局部二值模式 (Local Binary Patterns, LBP) 算子被用于数字图像的 LBP 图构建 LBP 图的直方图被用于构建图像样本的特征向量; 大量样本的特征向量构建的训练数据集被送入最小二乘支持向量机 (Least Squares Support Vector Machines, LSSVM) 进行最优分类模型的构建。在测试数据集的分类测试中, 对本文所提出算法与传统支持向量机算法、极限学习机算法和 Hopfield 神经网络方法进行了比较, 在宏查准率、宏查全率和分类时间几个典型性能指标的测试方面, 本文所提出的 LBP-LSSVM 算法均表现出了优异的性能。

关 键 词: 局部二值模式; LSSVM; 数字图像分类

中图分类号: TP391.4; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20203505.0471

Digital image classification algorithm based on LBP and LSSVM

ZHANG Gen-shan*, TIAN Jian-en, ZHANG Zhe

(Educational Technology Center, Shijiazhuang University, Shijiazhuang 050035, China)

Abstract: Aiming at the high-precision classification problem of digital images, a new digital image classification algorithm is proposed. In this algorithm, the local binary patterns (LBP) operator is used to construct the LBP image of the digital image, and then the histogram of the LBP graph is used to construct the feature vector of the image sample. Finally, the training data set constructed by the eigenvectors of a large number of samples is sent to the least squares support vector machines (LSSVM) for the construction of the classification model. In the classification test of test data sets, the proposed algorithm is compared with traditional support vector machine algorithm, extreme learning machine algorithm and Hopfield neural network method. The LBP-LSSVM algorithm presented shows excellent performance in the testing of typical performance indicators such as macro-precision rate, macro-recall rate and classification time.

Key words: local binary patterns; LSSVM; digital image classification

收稿日期: 2019-08-30; 修订日期: 2019-09-25.

* 通信联系人, E-mail: silverhill@126.com

1 引言

随着互联网的发展,互联网中的图像内容信息越来越丰富,种类越来越多,如何实现数字图像的精确分类在机器视觉领域引起了广泛关注^[1-4]。

图像分类技术的发展经历了多个阶段,从最开始的手写体阿拉伯数字识别^[5]到后来的包含过万类图像数据集的分类^[6-7],伴随着数据集规模增长的是图像分类模型性能的逐步提升。整体来说,对于单标签图像分类问题,可以被分为以下 3 大类别:跨物种语义级别图像分类^[8];子类细粒度图像分类^[9];实例级别图像分类^[10]。跨物种的语义级别图像分类,其主要目的是在不同物种层面进行识别,识别得到的结果为不同的类别,例如动物、植物类别。相对于跨物种的图像分类,子类细粒度图像分类级别更低一些。它往往是同一个大类图像中的子类图像的分类,如不同飞机类的分类、不同猪类的分类、不同果实的分类等。如果要区分不同的个体而不仅仅是物种类或者子类,则是实例级别的图像分类,最典型的任务就是人脸识别。

就应用层面而言,跨物种的语义级别分类任务在实际中最常见。为了在一些算力有限的小型嵌入式设备(如手机、平板电脑)中实现中小规模数字图像数据集的分类问题,考虑到局部二值模式(LBP)算法具有的运算速度快、对图片光照不敏感、可以充分提取图片的纹理信息等特点,同时考虑到最小二乘支持向量机(LSSVM)算法将支持向量机(SVM)优化问题的非等式约束用等式约束替换,极大地减小了计算量,使得 LSSVM 算法具有极好的对小型嵌入式设备的适应性,本文针对性地提出了一种基于 LBP 和 LSSVM 的数字图像分类方案,该方案包含两个模块:基于 LBP 特征提取的特征数据集构建模块;基于 LSSVM 的最优图像分类器构建模块。本文所提出的算法与传统的基于 SVM 的图像分类算法^[11]、基于极限学习机的图像分类算法^[12]和基于 Hopfield 神经网络的图像分类算法^[13]进行了比较,在宏查准率、宏查全率和分类时间这几个典型性能指标的测试上,本文所提出的 LBP-LSSVM 算法均表现出了优异的性能。

2 理论基础

2.1 LBP 算法

在 LBP^[14]算法中,原始图像按照一个区块大小为 3 行×3 列的原则被划分为多个区块,中心像素点的像素灰度值与相邻像素点的像素灰度值进行比较,比较阈值被设置为区块的中心像素值。若相邻像素值大于中心像素值,则对应的相邻像素点被标记为 1,否则为 0。这样,一个区块中边沿部分的 8 个像素点在完成一次比较之后可产生 8 位二进制数,按照顺时针旋转的规则将该二进制数转换为十进制数,就可以得到一个唯一的 LBP 码,LBP 码共计 256 种。LBP 码被用于反映该 3×3 区域的纹理信息,如图 1 所示,这一过程用数学公式可以表示为:

$$\begin{cases} \text{LBP}(x_c, y_c) = \sum_{i=1}^p 2^{i-1} D(px_i - px_c) \\ D(x) = \begin{cases} 0, x \leq 0 \\ 1, x > 0 \end{cases} \end{cases}, \quad (1)$$

其中: px_i 和 px_c 分别为相邻像素点的值和中心像素点的值, (x_c, y_c) 表示中心像素点的坐标。

为了适应不同尺度的纹理特征,同时实现旋转不变性,文献[15]设置了一种改进型的 LBP 算子,用圆形的区块代替了正方形区块,改进型 LBP 算子在半径为 R 的圆形区块内允许有 P 个 (P 为任意数)像素点,其坐标由公式(2)确定:

$$\begin{cases} x_i = x_c + R \cos 2\pi i / P \\ y_i = y_c - R \sin 2\pi i / P \end{cases}, \quad (2)$$

通过式(2)可以计算任意多个采样点的坐标。一个包含 P 个边沿像素点的 LBP 算子可以产生 2^P 种二进制模式,当一个区块内的边沿像素点数增加时,对应的二进制模式的类别数是呈指数级别递增的。这种情况将给图像特征的提取、识别、分类及存取带来极大挑战。

为了解决二进制模式即 LBP 码数量过多的问题,文献[15]提出了一种“均匀模式”(Uniform Pattern)来降低 LBP 码的种类数量。文献[15]中提出,在现实世界采集到的图像中,绝大多数 LBP 码最多只包含两次从 1 到 0 或从 0 到 1 的变化。因此,“均匀模式”被定义为:当某个 LBP 码所对应的 P 位二进制数从 0 到 1 或从 1 到 0 的

变化最多只有两次时,该LBP码就称为一个均匀模式类。除均匀模式类以外的模式都归为另一类,称为混合模式类。通过这样的改进,LBP码的种类大幅减少,数量由原来的 2^P 种减少为 $P(P-1)+1$ 种,其中 P 表示区块内的采样点数即边沿像素点数。

图像分类算法的LBP特征向量构建的一般步骤为:首先确定区块大小,然后通过LBP算法使用大小为 $M \times N$ 的原始图像生成大小为 $(M-2) \times (N-2)$ 的LBP图,再根据LBP图中像素值统计其LBP直方图,以直方图构成特征向量。

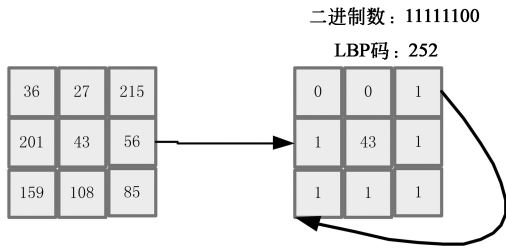


图1 LBP码生成过程

Fig.1 Generation process of LBP code

2.2 LSSVM算法

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法建立在统计学习理论的VC维理论和结构风险最小原理基础上^[16]。该算法在解决中小样本数据集的识别中表现出许多特有的优势。SVM的主要思想是建立一个超平面作为样本点

的分隔面,使得正例样本和反例样本之间的隔离边缘距离被最大化。

设有样本集 $D = \{(x_i, y_i), x_i \in \mathbf{R}^d, y_i \in \{-1, 1\}, i=1, 2, \dots, N\}$, x_i 为 d 维特征向量, y_i 为标签。SVM的分隔面方程为:

$$\omega x + b = 0, \quad (3)$$

其中 ω 为权重向量, b 为分类阈值。SVM问题可以归结为如公式(4)所示的不等式约束。

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi} J_P(\omega, \xi) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + c \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{s.t. } y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] &\geq 1 - \xi_i, i=1, 2, \dots, N \\ \xi_i &\geq 0, i=1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (4)$$

LSSVM和SVM的区别在于,LSSVM将SVM中的不等式约束优化为等式约束,从而大大方便了拉格朗日乘子的求解,QP问题被LSSVM转化为解线性方程组的问题^[17]。

LSSVM问题等价于如公式(5)所示的约束。

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, e} J_P(\omega, e) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \\ \text{s.t. } y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] &\geq 1 - e_i, i=1, 2, \dots, N, \end{aligned} \quad (5)$$

参数 $\frac{\gamma}{2}$ 和参数 c 均为用于平衡寻找最优分隔超平面的参数。根据式(5)所示约束,采用拉格朗日乘法,得到公式(6)。

$$\begin{aligned} \iota(\omega, b, e; \alpha) &= J_P(\omega, e) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b]^{-1} + e_i\}, \end{aligned} \quad (6)$$

分别对 ω, b, e, α_i 求偏导并令其为0,得到公式(7):

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{\partial \iota}{\partial \omega} = 0 &\rightarrow \omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial \iota}{\partial b} = 0 &\rightarrow 0 = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \\ \frac{\partial \iota}{\partial e_i} = 0 &\rightarrow \alpha_i = \gamma e_i, i=1, 2, \dots, N \\ \frac{\partial \iota}{\partial \alpha_i} = 0 &\rightarrow y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] - 1 + e_i = 0, i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \right., \quad (7)$$

整理可得:

$$\begin{bmatrix} 0 & Y^T \\ Y & \Omega + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{I}_1 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中 $Y = (y_1, \dots, y_N)^T$; $\Omega_{ij} = K(x_i, x_j)$; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵; $\mathbf{I}_1$ 为只包含元素1的矩阵。

求解后得到:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x_i) + b, \quad (9)$$

其中 $K(\cdot, \cdot)$ 为核函数。考虑到 RBF 核函数的参数较少且非线性映射能力极强, 本文所设计的 LSSVM 分类器的核函数采用了径向基核函数, 其形式如公式(10)所示。

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (10)$$

3 算法方案设计

本文所设计的基于 LBP 直方图特征与 LSSVM

算法的数字图像分类算法主要包含特征数据集构建模块和最优分类器构建模块两部分, 其详细运行步骤如下:

(1) 将图像数据集进行分层抽样, 将 70% 的图像样本划分为训练数据集, 剩余 30% 的图像样本划分为测试数据集;

(2) 假设图像样本的尺寸均为 $M \times N$, 设定邻域大小为 3×3 , 对训练数据集中图像样本进行 LBP 图构建, 然后按照公式(11)对每张 LBP 图进行 LBP 直方图特征向量构建, 所有的特征向量添加标签, 然后构成新的 LBP 直方图特征训练数据集;

$$\begin{cases} \text{LBP_vec}(j) = \sum_{m=1}^{M-2} \sum_{n=1}^{N-2} G(\text{LBP}(m, n) - j), j = 0, 1, \dots, 255 \\ G(x) = \begin{cases} 0, x \neq 0 \\ 1, x = 0 \end{cases} \end{cases}. \quad (11)$$

(3) 设定 LSSVM 算法的优化参数 γ 及核函数参数 σ 的寻优范围为 $[-20, 20]$ 并在该范围内使用训练数据集进行参数寻优, 构建最优分类模型;

(4) 按照步骤(2)中方法, 对部分原始图像构成的测试数据集进行 LBP 直方图特征测试数据集构建, 然后对送入步骤(3)中得到的最优分类模型进行分类并计算各项性能指标。

4 公开数据集的分类测试

为验证本文所提出算法的有效性, 两个公开的图像分类数据集被用于分类测试。两个数据集分别为人脸数据集 YALE 和 Kaggle 的 Flowers Recognition 数据集。人脸数据集 YALE 共包含 165 幅灰度图像, 分别属于 15 个人, 每个人对应 11 幅不同的脸部图像, 这 11 幅图像分别为: 中心光、戴眼镜、快乐、左侧光、不戴眼镜、正常表情、右侧光、悲伤、困倦、吃惊和眨眼。部分样本图像如图 2 所示。Kaggle 的 Flowers Recognition 数据集共包含 4 326 张图片, 分别属于 5 种花: 雏菊, 向日葵, 玫瑰, 蒲公英和郁金香。

人脸数据集的 165 张图片中, 属于 15 个人的 115 张图片被挑选出构成人脸训练数据集, 剩余的 50 张图片构成人脸测试数据集。由于共有 15



图 2 人脸数据集 YALE 中部分样本图片

Fig.2 Partial sample images of face dataset YALE

类, 因此最小二乘支持向量机算法需构造 $C_{15}^2 = 105$ 个二类分类器, 然后采用投票法决定每张人脸图像实际的标签。

通过分层抽样的方式, Flowers Recognition 数据集中分属于 5 类花的共计 3 028 张图片被用于构建花朵训练数据集, 剩余的 1 298 张图片构成花朵测试数据集, 最小二乘支持向量机算法将构造 $C_5^2 = 10$ 个二类分类器。

使用同一个由 LBP 特征向量构建的训练数据集, 以本文所提出算法(核函数使用径向基核函

数)及3种参考算法分别进行分类模型构建,得到的4种最优分类模型的训练误差如表1所示。测试数据集上4种算法的分类结果4种算法对测试数据集的分类执行时间如表2所示。

通过表2可以发现,本文所提出的算法整体上具有最佳的性能表现,主要是因为本文所提出算法选取的LBP直方图特征能够充分反映数字图像的内在规律,同时LSSVM保持了SVM的

结构风险最小化特征,因此泛化能力极强。LSSVM的速度达到了与极限学习机算法同等水平的速度,这主要是因为,虽然在LSSVM算法中所有样本数据点均为“支持向量点”,计算核矩阵时运算量较大,但LSSVM将分类问题的凸二次规划问题转化为求解线性方程的问题,大大加快了分类速度,在数据集样本量较大时,运算时间缩短将更为明显。

表1 一种最优分类模型的训练误差

Tab.1 Training error of four optimal classification models

	数据集	SVM[11]	本文算法	极限学习机[12]	Hopfield神经网络[13]
训练误差/%	YALE	4.25	4.26	5.58	11.01
	Flowers	3.37	3.71	6.14	10.70

表2 测试数据集上4种算法的分类结果及执行效率比较

Tab.2 Comparison of classification results and execution efficiency of four algorithms on test dataset

数据集	性能指标	SVM[11]	本文算法	极限学习机[12]	Hopfield神经网络[13]
YALE	宏召回率/%	91.31	91.17	89.27	87.09
	宏准确率/%	87.43	88.25	83.58	86.60
	执行耗时/s	2.37	0.71	0.69	3.58
Flowers	宏召回率/%	90.01	89.48	90.03	88.63
	宏准确率/%	88.93	88.77	86.48	86.90
	执行耗时/s	45.37	7.06	14.29	43.76

5 结 论

针对数字图像的高精度分类问题,本文提出了一种基于LBP直方图特征的LSSVM数字图像分类算法。在该算法中,LBP算子被用于进行数字图像的LBP图构建,LBP图的直方图被用于构建图像样本的特征向量,最后大量样本的特征

向量构建的训练数据集被送入LSSVM进行分类模型的构建。在测试数据集的分类测试中,核函数使用径向基核函数时,本文所提出算法与3种分别基于传统支持向量机算法、极限学习机算法和Hopfield神经网络方法的图像分类算法进行了比较,在宏查准率、宏查全率和分类时间这几个典型性能指标的测试方面,本文所提出的LBP-LSSVM算法均表现出了优异的性能。

参 考 文 献:

- [1] SABOORI A, TORAHIA A, BAKHTYARI H R R. Combining multi-scale textural features from the panchromatic bands of high spatial resolution images with ANN and MLC classification algorithms to extract urban land uses

- [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(22): 8608-8634.
- [2] ALOM M M Z, YAKOPCIC C, NASRIN M S, *et al.* Breast cancer classification from histopathological images with inception recurrent residual convolutional neural network [J]. *Journal of Digital Imaging*, 2019, 32(4): 605-617.
- [3] SUN Y N, XUE B, ZHANG M J, *et al.* A particle swarm optimization-based flexible convolutional autoencoder for image classification [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(8): 2295-2309.
- [4] 黄凯奇,任伟强,谭铁牛.图像物体分类与检测算法综述 [J].*计算机学报*,2014,37(6):1225-1240.
HUANG K Q, REN W Q, TAN T N. A review on image object classification and detection [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2014, 37(6): 1225-1240. (in Chinese)
- [5] SUEN C Y, LEGAULT R, NADAL C, *et al.* Building a new generation of handwriting recognition systems [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1993, 14(4): 303-315.
- [6] MISHKIN D, SERGIEVSKIY N, MATAS J. Systematic evaluation of convolution neural network advances on the Imagenet [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2017, 161: 11-19.
- [7] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, *et al.* ImageNet large scale visual recognition challenge [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3): 211-252.
- [8] VAILAYA A, FIGUEIREDO M A T, JAIN A K, *et al.* Image classification for content-based indexing [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(1): 117-130.
- [9] ISCEN A, TOLIAS G, GOSSELIN P H, *et al.* A comparison of dense region detectors for image search and fine-grained classification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(8): 2369-2381.
- [10] 唐大伟,鲁东明,许端清,等.壁画图像分类中的分组多实例学习方法 [J].*中国图象图形学报*,2014,19(5): 708-715.
TANG D W, LU D M, XU D Q, *et al.* Clustered multiple instance learning for mural image classification [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(5): 708-715. (in Chinese)
- [11] 吴映铮,杨柳涛.基于 HOG 和 SVM 的船舶图像分类算法 [J].*上海船舶运输科学研究所学报*,2019,42(1):58-64.
WU Y Z, YANG L T. Ship image classification by combined use of HOG and SVM [J].*Journal of Shanghai Ship and Shipping Research Institute*, 2019, 42(1): 58-64. (in Chinese)
- [12] 牟多铎,刘磊.ELM 与 SVM 在高光谱遥感图像监督分类中的比较研究 [J].*遥感技术与应用*,2019,34(1): 115-124.
MOU D D, LIU L. Comparative study of ELM and SVM in hyperspectral image supervision classification [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(1): 115-124. (in Chinese)
- [13] DONG G J, ZHANG J, XU M J, *et al.* Remote sensing image classification algorithm based on Hopfield neural network [J]. *Journal of Institute of Surveying and Mapping*, 2003, 20(4): 267-270, 274.
- [14] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [15] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [16] HEARST M A, DUMAIS S T, OSUNA E, *et al.* Support vector machines [J]. *IEEE Intelligent Systems and their Applications*, 1998, 13(4): 18-28.
- [17] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Chaos control using least - squares support vector machines [J]. *International Journal of Circuit Theory & Applications*, 1999, 27(6): 605-615.

作者简介:



张艮山(1980—),男,河北藁城人,硕士,副教授,2006 年于河北大学获得硕士学位,主要从事数字化资源开发方面的研究。E-mail:silverhill@126.com