

文章编号: 2095-2163(2020)11-0113-04

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

# 基于 SVM 和 KNR 的体型分类算法

先诗亮<sup>1,2</sup>, 刘本永<sup>1,2</sup>

(1 贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025; 2 贵州大学 智能信息处理研究所, 贵阳 550025)

**摘要:** 本文提出一种基于人体宽高比的体型分类算法。首先提取人体主躯干(肩宽、体长)数据,减小衣着、手臂对体型的影响,然后以主躯干的宽高比为特征,尝试用 KNR(核非线性回归)实现体型分类,并与 SVM(支持向量机)的性能相比较。实验结果表明,KNR 总体取得了较好的分类效果。

**关键词:** 体型识别; 主躯干; 宽高比; 支持向量机(SVM); 核非线性回归(KNR)

## Body Shapes Classification Algorithm Based on SVM and KNR

XIAN Shiliang<sup>1,2</sup>, LIU Benyong<sup>1,2</sup>

(1 College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Intelligent Information Processing Lab, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**[Abstract]** This paper proposes a body type classification algorithm based on the aspect ratio of human body. Firstly, the main body (shoulder width, body length) data were extracted to reduce the influence of clothing and arms on body type. Then, the body type was classified by KNR (nuclear nonlinear regression) and compared with SVM (support vector machine) based on the aspect ratio of main body. The experimental results show that the KNR has achieved a good classification effect.

**[Key words]** Body shapes classification; Shapes trunk; Ratio of width and height; SVM; KNR

## 0 引言

在行人识别领域,目前比较成熟的技术主要是人脸识别,但是人脸识别容易受到表情变化、光照条件、面部遮挡物的影响。因此,如果将被识别对象的体型特征(比如矮胖、高瘦等)加以利用,可以很好地弥补人脸识别的缺陷。许多学者对体型测量展开了研究,并取得了很大进展。

基于图像的体型测量方法主要分二种:一种是立体视觉方法<sup>[1-2]</sup>,一种是单目测量方法<sup>[3]</sup>。立体视觉法需要进行三维重建来实现测量,其主要步骤是图像匹配、摄像机参数标定。单目测量法避免了图像匹配、相机标定的难点。Criminisi<sup>[4]</sup>等首先提出未标定图像的视觉测量理论,利用图像的消失点和消失线信息,以及映射变换中共线四点形成的交比不变性的性质,推导出度量信息之间的比例关系。此后,Peng<sup>[5]</sup>等人提出以场景中的规则物体建立欧式坐标系,以便测量其几何量的方法。根据投影几何中的约束关系,以及共线四点交比不变性的性质,建立约束方程求得目标的高度。但该方法仅能准确测量规则物体的长度。

与基于图像的测量方法相比,基于视频的体型

测量方法不仅可以利用视频的运动信息,还可以对每帧的测量结果进行概率统计,提高测量的精度。董秋雷<sup>[6]</sup>等人采用混合高斯模型提取头顶点,根据几何约束计算垂足点,结合投影矩阵求出人体高度。Park<sup>[7]</sup>等人根据前景区域的主轴线和前景区域的交点计算头顶点、垂足点,根据摄像机参数和投影矩阵求出人体高度。以上方法都需要事先进行相机标定。姜明新<sup>[8]</sup>等人提出一种为未标定视频下的人体身高测量方法,通过构造虚拟水平面和虚拟垂直线来提取特征点,完成身高测量。

以上体型测量方法虽都能较准确的得到人体身高,但是求解过程都比较复杂。有些场景下,并不需要准确的身高数据,而高瘦、矮胖这样的体型特征或许更有用处。基于此,本文研究了一种基于人体宽高比的体型分类算法,将体型分为正常、矮胖、高瘦3类,并尝试将核非线性表达式<sup>[9]</sup>(KNR)用于实现体型分类算法,并在相同条件下,与支持向量机<sup>[10]</sup>(SVM)的分类性能作对比。

## 1 支持向量机(SVM)

支持向量机是一种结构风险最小化的统计学习方法,是基于分类边界的方法。若给定一个具有  $N$

**基金项目:** 国家自然科学基金(60862003)。

**作者简介:** 先诗亮(1993-),男,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉;刘本永(1966-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:机器学习、图像处理、模式识别。

**收稿日期:** 2020-09-28

个输入/输出对的训练集:

$$\Omega = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}, \quad (1)$$

其中,  $x_i \in X, y_i \in Y, X$  为训练样本的输入集,  $Y$  为训练样本的输出集。

传统的线性回归估计线性函数  $Y = W^T X + b$  是通过最小二乘估计的方式实现的, 其表达式为:

$$\min_{\omega, b} \sum_{i=1}^l (y_i - (W^T X_i + b))^2. \quad (2)$$

线性回归估计适用于样本能够线性分离的情况, 但在实际应用中很多样本是不能够线性分离的。为了得到更好的结果, 支持向量回归通过非线性映射  $\varphi$ , 将数据  $X$  映射到一个高位特征空间  $F$  中, 使得  $\varphi(X)$  在特征空间  $F$  中具有很好的线性回归特性。首先在该特征空间中进行线性回归, 然后返回到原始空间中。支持向量回归可以通过最优化问题来解决:

$$\min_{W, b, \varepsilon, \varepsilon^*} \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^l (\varepsilon + \varepsilon^*), \quad (3)$$

$$\text{s.t. } y_i - (W^T \varphi(X_i) + b) \leq \zeta + \varepsilon^*, \quad (4)$$

$$W^T \varphi(X_i + b) - y_i \leq \zeta + \varepsilon^*$$

$$\varepsilon_i, \varepsilon_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l.$$

其中,  $\zeta$  为不敏感值,  $\varepsilon, \varepsilon_i^*$  为松弛变量, 表示  $\zeta$  带的上界和下界, 所有在  $\zeta$  带内部的样本点  $(x_i, y_i)$  都不是支持向量;  $C$  为代价函数,  $l$  为支持向量的个数,  $W^T W$  为正则化项, 主要是为了防止过拟合现象的发生。

使用 Lagrange 乘子法, 得到式(3)的对偶形式:

$$\max_{\alpha, \alpha^*} \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l [(\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) k(x_i, x_j)] - \right.$$

$$\left. \zeta \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \right\}, \quad (5)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0,$$

$$0 \leq \alpha, \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, l. \quad (6)$$

其中,  $k(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle$  核函数。常用的核函数有线性核、多项式核、高斯核等。核函数可以将  $m$  维高维空间的内积运算, 转化为  $n$  维低维输入空间的核函数计算, 从而解决了在高维特征空间中计算的维数灾难等问题, 为在高维特征空间中解决复杂的回归问题奠定了理论基础。最终, 可得出如下回归函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (a_i - \alpha_i^*) k(x, x_i) + b. \quad (7)$$

## 2 核非线性回归(KNR)

假设拟合函数所属空间为再生核 Hilbert 空间,

$x_i$  为第  $i$  个训练样本,  $x$  为测试样本, 定义其对应的核函数如式(8):

$$\varphi_i(x) = k(x_j, x_i), i, j = 1, 2, \dots, M, \quad (8)$$

其中,  $k$  为核函数, 则拟合函数  $f(x)$  有多个核函数叠加而成, 表示如式(9):

$$f(x) = \sum_{i=1}^M a_i k(x, x_i), \quad (9)$$

式中,  $M$  为原图像像素点的总数;  $a$  为系数向量。由最小二乘准则估计  $a$ , 如式(10):

$$a = [a_1, a_2, \dots, a_M]^T = K^+ y. \quad (10)$$

其中,  $T$  表示向量或者矩阵的转置,  $+$  则表示矩阵的 MoorePenrose 广义逆, 并且  $K$  中的第  $i$  行第  $j$  列的元素为:

$$(K)_{ij} = k(x_i, x_j). \quad (11)$$

## 3 实验及结果分析

本实验采用中科院的 CISIA-B 数据集, 该数据集由 124 人的二值轮廓图组成。其中每个人有 3 种形态(背包、穿夹克、正常), 每一种形态有十一个角度(从  $0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, \dots, 180^\circ$ )。本文选取了数据集中所有人正常形态的  $0^\circ$  二值轮廓图, 共计 7 500 张图片, 每张图片的分辨率均为  $240 * 320$ 。算法流程如图 1 所示。

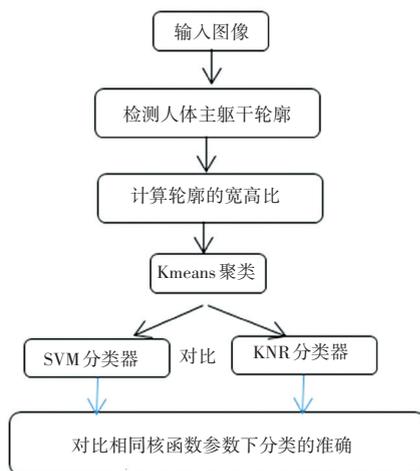


图1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow

### 3.1 人体主躯干轮廓检测

轮廓检测指在包含目标和背景的数字图像中, 采用一定的技术和方法来实现目标轮廓提取的过程<sup>[11]</sup>。常用的轮廓检测算法是 Opencv 中的 findcontour。该算法核心是确定二值图像外边界、孔边界之间的层次关系, 找到最外围的边界, 然后用边框将该边界画出。本文为了减少手臂的摆放、衣着对体型的影响, 采用如下步骤完成:

(1)对原始二值轮廓图的每一列进行遍历,统计每一列非零像素的数量,得到一个像素数与列的关系,如图 2 所示;

(2)对像素数非零的所有列求均值 $\mu$ 和方差 $\sigma$ ;

(3)保留 $\mu + \sigma$ 和 $\mu - \sigma$ 的列数,其余列的像素全部置为 0,得到一个新的轮廓图;

(4)利用 findcontour 对新轮廓图进行轮廓检测,画出主躯干的边框,如图 3 所示;

(5)得到主躯干宽度和高度,计算宽高比。

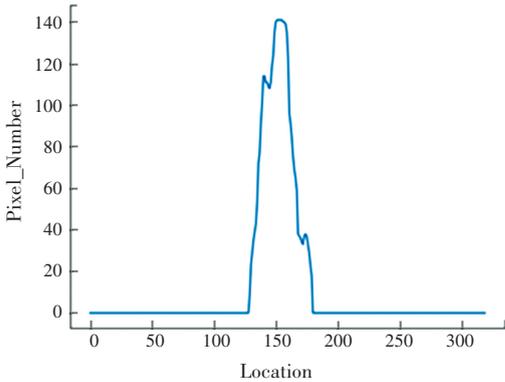


图 2 像素分布

Fig. 2 Pixel distribution

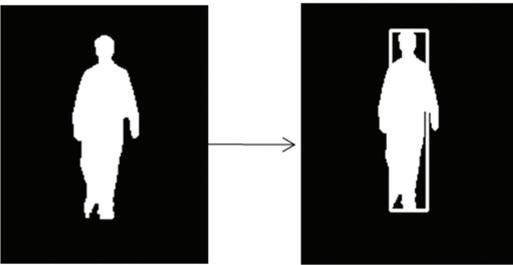


图 3 原始图与主躯干效果图

Fig. 3 Original image and body main contour image

### 3.2 Kmeans 聚类

Kmeans 聚类是一种无监督学习算法,其思想是在给定的样本集,按照样本之间的距离大小,将样本划分为 K 个簇,让簇内的点尽量紧密的连在一起,而使均方误差最小,同时簇间的距离尽量的大<sup>[12]</sup>。

通过 3.1 节的处理已获得每张图片的主躯干的长度和宽度,将 7 500 张图片主躯干的宽度和长度比值进行聚类,其目的是将体型数据分为正常、高瘦、矮胖 3 类。聚类所用参数见表 1。

表 1 聚类过程

Tab. 1 Clustering process

参数	聚类数	聚类中心初始化方法	最大迭代数	其他
符号	n_clusters	init	max_iter	略
值	3	k-means++	500	默认

聚类结果如下:

第一类的聚类中心:0.18,含有 2 122 个宽高比数据;第二类的聚类中心:0.20,含有 3 821 个宽高比数据;第三类的聚类中心:0.22,含有 1 557 个数据。

为了方便验证本文的分类算法,采用五折交叉验证法:

在第一类的 2 122 个数中选取 2 000 个数,在第二类的 3 821 个数中选取 3 500 个数,第三类的 1 557 个数中选取 1 500 个数,将以上取出的 3 组数据均分为 5 等份,并随机取一组作为测试集,其余 4 组用作训练集展开多次实验。

### 3.3 KNR (核非线性回归) 分类器训练

KNR 分训练阶段和测试阶段,整体的训练流程如下:

(1)本文采用高斯核,确定核函数  $k$  的形式;

(2)高斯核函数关键参数  $\sigma$  的估计;

(3)利用每类体型数据的训练样本及核函数,按照式(11)构造核矩阵  $K$ ,并根据式(10)计算对应的系数矢量  $\alpha$ ;

(4)给定一个训练样本  $x$ ,将其输入到每类 KNR 分类器中,根据式(9)计算每类的输出,取输出值最大的分类器所对应的类别作为  $x$  的分类结果。

根据 3.2 节可知,3 种类别都有 5 种不同数据集,为了更加明显的和 SVM 比较分类效果,需估计出每一种数据集性能较理想的  $\sigma_i (i = 1, 2, 3, \dots, 15)$ 。 $\sigma$  的估值过程为:首先,将  $\sigma_i$  的初始值  $\sigma_{i0}$  取为训练样本的方差,然后按照式(10)和式(9)分别求出相应的  $K$  和  $\alpha$ ,根据测试样本可得到  $\alpha_{i0}$  下的准确率;将  $\sigma_i$  的值从  $0.2\sigma_{i0}$  开始,按照相隔  $0.1\sigma_{i0}$  的增值规律增加到  $2\sigma_{i0}$ ,统计对比相应的识别率。当取到最高识别率(见表 3)时,得到的最佳  $\sigma$  估计值见表 2。

表 2  $\sigma$  的最佳估计值

Tab. 2 The best estimate of  $\sigma$

KNR 分类器	样本类别					$\sigma$ 的均值
	1	2	3	4	5	
第一类 KNR	0.32	0.34	0.31	0.36	0.32	0.33
第二类 KNR	0.27	0.29	0.25	0.24	0.29	0.27
第三类 KNR	0.46	0.44	0.43	0.47	0.51	0.47

### 3.4 KNR 与 SVM 的性能比较

为了与 SVM 进行比较,SVM 也采用高斯核,并且使用相同的训练和测试样本,同时其  $\sigma$  取表 2 中每一类经过多次实验后得到的均值,即 0.33,0.27,0.47。将 3 类的训练集和测试集样本送入 SVM 中,

得到的准确率对比结果见表3。

表3 KNR 和 SVM 准确率对比

Tab. 3 Comparison of accuracy between KNR and SVM

KNR 分类器	试验次数					KNR 平均 识别率	SVM 平均 识别率
	1	2	3	4	5		
第一类 KNR	96.73	96.21	97.26	95.86	97.42	96.70	96.25
第二类 KNR	98.23	97.75	95.34	97.54	96.31	97.03	97.21
第三类 KNR	97.23	99.26	98.23	98.25	94.61	97.52	96.52

实验结果表明,在本文研究的三分类体型任务中,KNR的平均识别率总体上好于SVM,证明了KNR用于多分类问题的有效性。

#### 4 结束语

本文利用人体主躯干宽高比来描述体型,通过对轮廓进行处理,提取到了人体主躯干数据,尽可能地消除了手臂、衣着对宽度测量的影响。作为一种尝试,将KNR(核非线性回归)用于体型分类中,并与SVM进行了性能对比。从实验结果可以看到,KNR得到了满意的识别率。如何在该分类算法基础上,实现异常体型的检测,则是未来工作需要进一步解决的问题。

#### 参考文献

[1] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple View Geometry in Computer Vision: Camera Models [J]. Cambridge University Press, 2004, 30(9-10):1865-1872.

[2] LIEBOWITZ D. Creating architectural model from images [J]. Proc Eurographics, 1999, 18:39-50.

[3] CRIMINISI A REID I D, ZISSERMAN A. A plane measuring device [J]. Image & Vision Computing, 1997, 17(8):625-634.

[4] CRIMINISI A, REID I, ZISSERMAN A. Single view metrology [C]//Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2002, 1:434-441.

[5] PENG K. Single View Metrology Along Orthogonal Directions [C]//International Conference on Pattern Recognition IEEE Computer Society, 2010:1658-1666

[6] 董秋雷, 吴毅红, 胡占义. 基于视频的实时自动人体高度测量 [J]. 自动化学报, 2009, 35(2):137-144.

[7] SANG-WOOK PARK, JONG-SOO CHOI, et al. Real-Time Estimation of Trajectories and Heights of Pedestrians [C]//IEEE International Conferences on Information Science and Applications, 2011:1-8

[8] 姜明新, 王培昌, 王洪玉. 基于视频多目标跟踪的高度测量算法 [J]. 电子报, 2015, (3):591-596

[9] ZHANG J, LIU B Y, TAN H. A Kernel-Based Nonlinear Representor with Application to Eigenface Classification [J]. Journal of Electronic ence and Technology of China, 2004, 2(2):19-22.

[10] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. On a kernel-based method for pattern recognition, regression, approximation, and operator inversion [J]. Algorithmica, 1998, 22:211-231.

[11] SUZUKI S, BE K. Topological structural analysis of digitized binary images by border following [J]. Computer Vision Graphics & Image Processing, 1985, 30(1):32-46.

[12] WONG J A H A. Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1979, 28(1):100-108.

(上接第112页)

#### 4.4 跨车库调度

城市范围内,各个停车场的空闲车位分布不均也是造成“停车难”的因素之一。因此,为解决这一难题可将各个停车场的空闲车位信息上传至远程服务器,实现区域内车位信息共享。车辆在到达目的地之前即可获取周边停车场车位信息,搜索选择最佳停车位置。

#### 5 结束语

本文设计了一种基于UWB的室内停车动态监测系统,提出在大型室内停车场分区布置定位基站,通过树莓派建立分布式计算网络,实时采集停放车辆的动态定位信息,可实现空闲车位查询、室内停车导航、停放时长记录、行车轨迹监测,甚至在城市范围内实现跨区域车位信息共享和停车调度,推动智慧城市交通的发展与应用。

#### 参考文献

[1] 刘钊. 智能停车场车位监控管理及数据分析系统的设计与实现

[D]. 北京:北京邮电大学,2016.

[2] 李杰. WiFi 无线智能停车场系统 [D]. 吉林:吉林大学,2016.

[3] 李鲁昭. 基于UWB的停车场汽车定位系统的研究与应用 [D]. 大连理工大学,2019.

[4] 张宴龙. 室内定位关键技术 [D]. 合肥:中国科学技术大学,2014.

[5] 边江南. UWB 室内定位算法的研究 [D]. 南昌:南昌航空大学,2013.

[6] 陈方晓. 基于异步 TOA 估计的超宽带室内定位系统的研究与实现 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2012.

[7] 张忠娟. 基于 UWB 的室内定位技术研究 [D]. 天津:天津大学,2011.

[8] 安宝强. 单基站 UWB 定位距离的获得及处理方法 [J]. 现代电子技术, 2014, 37(7):15-17.

[9] 洪星. 基于激光雷达的 AGV 室内导航软件开发 [D]. 武汉:华中科技大学,2019.

[10] 姚琳. 基于物联网技术的智能停车场管理系统的设计与实现 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.

[11] 冯舒, 南洋, 董馨, 等. 基于车路协同 C-V2X 技术设计与应用研究 [J]. 汽车文摘, 2020(8):39-44.

[12] 李灿. 面向停车诱导的室内地图模型构建与应用 [D]. 武汉:武汉大学,2017.