

DOI:10.13718/j.cnki.xsxb.2019.03.014

基于灰度图像二维 Gabor 滤波的目标识别^①

高晓琴¹, 朱丙丽²

1. 四川工商职业技术学院 信息工程系, 四川 都江堰 611830;
2. 重庆三峡学院 计算机科学与工程学院, 重庆 万州 404000

摘要: 提出了一种基于灰度图像的 Gabor 滤波器识别方法. 该方法首先采用 Gabor 小波滤波器组处理灰度目标图像, 并在此基础上采用主元分析法(PCA)提取图像特征, 然后结合支持向量(SVM)方法将区域内图像匹配问题转化为分类问题来识别目标物体. 仿真实验结果表明, 该算法能使移动机器人达到 92% 以上的识别率, 并可满足约 8 fps 的实时图像处理要求.

关键词: 移动机器人; 目标识别; Gabor 滤波器; 支持向量基 (SVM)

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2019)03-0083-05

作为计算机视觉处理领域的研究热点, 机器人的目标识别技术是将图像技术、计算机技术与控制技术等前沿科技综合运用的产物. 当前, 机器人视觉识别是通过机器主体结构上面的摄影机获取对应图像并加以处理. 该识别技术需要对应算法满足快速性、准确性和鲁棒性等方面的性能条件^[1-4].

现代科技表明, 动物的视觉传递功能存在多分辨率与多通道的鲜明特点^[5], 实验时采用的二维 Gabor 滤波器^[6]与人的视网膜神经细胞的接收场模型相似. 近年来, 人们对 Gabor 滤波器在人脸识别、纹理特征识别等方面作了广泛研究. 本文首先针对二维 Gabor 滤波器组 64×64 的 256 灰度图像中目标在频率域和空间域的特征, 采用传统的 PCA 方法进行降维提取, 然后结合 SVM 的分类方法识别目标物体.

1 二维 Gabor 小波滤波器组

根据量子力学内重要的“不确定性原理”^[7]可知, 无法找到满足窗口面积不大于以 Gaussian^[8] 为窗函数时对应的面积数值的理想窗函数. 理想的做法使是用 Gabor 函数进行处理, 该函数是由 Gaussian 与合适的调制函数组合形成的, 能够满足频域与空域的相关要求.

用于边缘检测的线性 Gabor 滤波器, 其方向和频率均和人类的视觉系统极为相似. 其中二维的 Gabor 滤波器是一个正弦平面波与高斯核函数的乘积, 学者 Daugman 曾经给出的定义形式为:

$$\Psi(x, y, \omega_0, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x-x_0}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{\sigma_y}\right)^2\right)\right) \cdot \exp(j\omega_0((x-x_0) + (y-y_0))) \quad (1)$$

其中: ω_0 表示复正弦函数的频率; σ_x 与 σ_y 表示高斯包络在 X 与 Y 轴向的标准差数值.

因为(1)式的虚部用于提取目标特征更具有优势, 需求解(1)式 Gabor 函数的虚部:

$$\Psi(x, y, \omega_0, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x-x_0}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{\sigma_y}\right)^2\right)\right) \cdot \sin(\omega_0((x-x_0) + (y-y_0))) \quad (2)$$

① 收稿日期: 2017-05-31

基金项目: 重庆市教委科技研究基金项目(KJ1710248).

作者简介: 高晓琴(1981-), 女, 硕士, 副教授, 主要从事计算机软件与理论研究.

如果取 $\sigma_x = \sigma_y = 2$, $\omega_0 = 1$, $x_0 = y_0 = 0$ 对应奇函数的仿真效果见图 1.

由于 Gabor 滤波器需在对应小波族的前提下实施离散化操作, 所以, 需要在 $\langle \Psi, \Psi \rangle = 1$ 条件下进行归一化处理, 并假设 $\sigma_x = \sigma_y$, $\sigma = \frac{k}{\omega_0}$ 可得:

$$\Psi(x, y, \omega_0, \theta) = \frac{\omega_0}{\sqrt{\pi k}} \exp \left[\frac{\omega_0^2}{2k^2} ((x \cos \theta + y \sin \theta)^2 + (-x \sin \theta + y \cos \theta)^2) \right] \cdot \sin \omega_0 (x \cos \theta + y \sin \theta) \quad (3)$$

式中 θ 为滤波器的旋转角度. 根据文献[9] k 的值为:

$$k = \sqrt{2 \ln 2} \left(\frac{2^a + 1}{2^a - 1} \right) \quad (4)$$

式中 Ω 为阶跃带宽.

根据(3)式可知, Gabor 函数可以看作 Gaussian 函数经复正弦函数处理后得到的, 其中 θ 和 ω_0 值可以构成 Gabor 滤波器组. θ 和 ω_0 的定义如下:

$$\theta_k = \frac{k\pi}{n}, k = \{0, 1, \dots, n-1\} \quad (5)$$

$$\omega_k = \alpha^{-k} f \max, k = \{0, 1, \dots, m-1\} \quad (6)$$

式中: n 为所采用的滤波器所包含的角度的总和, θ_k 为第 k 个角度; m 为滤波器包含的频率的个数; ω_k 为第 k 个频率. 在实验中, 我们设定的参数如下: $\Omega = 1$; $\theta = 0, \frac{\pi}{5}, \frac{2\pi}{5}, \frac{3\pi}{5}, \frac{4\pi}{5}$; $\omega_0 = 1, \frac{1}{2}, \frac{1}{2}, \frac{1}{2}$. 该小波滤波器组由 $5 \times 4 = 20$ 个滤波器组成.

2 特征点选取

由于 Gabor 滤波器具有位移不变性和旋转不变性的特点, 因此, 进行特征提取时, 不需要事先进行准确地定位操作, 同时对目标移动现象很迟钝^[10-11].

特征提取时, 首先将 64×64 的场景 256 灰度图像 $I(x, y)$ 同小波滤波器进行卷积:

$$Q(x, y) = \text{abs}(I(x, y) * \Psi(x, y)) \quad (7)$$

(7) 式中卷积的具体计算采用 FFT 算法:

$$Q_{i,j}(x, y) = \text{abs}\{F^{-1}[F(I(x, y)) * F(\Psi_{i,j}(x, y))]\} \quad (8)$$

式中 i 和 j 代表不同的角度和频率. 每一幅 64×64 的场景灰度图像 $I(x, y)$ 经(8)式变换后得到 20 幅 $Q_{i,j}(x, y)$. 卷积操作产生大量的 Gabor 小波特征($64 \times 64 \times 20$), 其特征数目远远多于原始图像个数. 由于 Gabor 函数本身的非正交性, 决定了图像经过 Gabor 小波滤波器得到的 Gabor 域响应值包含了大量的冗余信息, 而这些冗余信息对于图像的特征表达没有太大的意义, 因此需要在响应值里找到最能表达图像特征的特征点.

为了增强系统的鲁棒性, 采用主元分析法(PCA)对图像特征进行降维. 它的重要特性就是在均方误差最小的意义下用低维子空间来表示高维原始数据.

将 20 幅滤波后图像 $Q_{i,j}(x, y)$ 分别按行展开, 组成 20 个 4 096 维的列向量 $\mathbf{X}_i$, 并中心化:

$$\mathbf{X}_i^* = \mathbf{X}_i - \frac{\sum_{j=1}^{20} \mathbf{X}_j}{K}, i = 1, 2, \dots, K \quad (9)$$

式中 K 为 $Q_{i,j}(x, y)$ 的数量. 由 $\mathbf{X}_i^*$ 生成扩展矩阵 $\mathbf{M}$:

$$\mathbf{M} = \frac{\sum_{j=1}^K \mathbf{X}_j^* (\mathbf{X}_j^*)^T}{K} \quad (10)$$

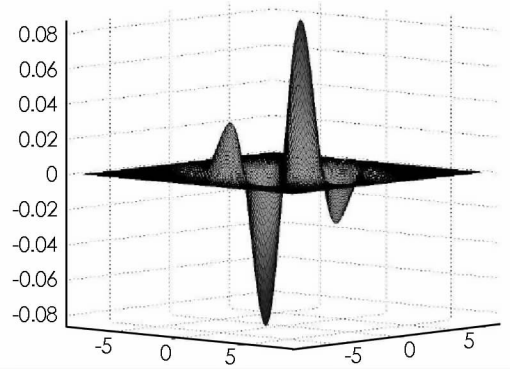


图 1 Gabor 函数奇函数

其中 $\mathbf{M}$ 是一个 4096×4096 正定实对称矩阵. 求出其特征值 λ_i 和相应的特征向量 $\mathbf{V}_i$.

与较大特征值相对照的向量能够描述目标的整体轮廓, 与较小特征值相对照的向量对于目标微观成分的表达比较清楚. 按照大小顺序, 把前 P 个特征向量提取出来当成对应子空间的基. 确定 P 的大小时, 应该依据经验事先选定阈值 T 的大小:

$$\frac{\sum_{j=1}^P \lambda_j}{\sum_{j=1}^N \lambda_j} \geq T \tag{11}$$

式中 N 是 $\mathbf{X}_i$ 的维数. 在本文取 $T = 90$, 这样可以尽可能保全图像数据, 使实验结果相对准确.

3 目标物体识别

SVM 主要用于解决小样本、非线性以及高维识别等分类问题^[12]. 本文将 SVM 理论引入到机器人目标搜寻的技术上面, 仅仅对少数的设定目标特征进行识别.

训练样本有限情况下的机器学习规律统计学习理论是按照变换原则把输入数据映射进高维特征区域内, 接着在该区域内构建最优分类面. 因为该操作的难度较大, 而使用支持向量机的理论能够免除高维空间所涉及的运算工作, 仅在训练样本范围内实施内积计算, 需要进行的运算要依据预定的核函数来完成. 目前还没有好的方法来解决核函数的选取问题, 比较成熟的核函数及其参数的选择都是根据经验来选取. 本文采用径向基核函数, 表示如下:

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{12}$$

此时只需保证 Mercer 条件成立, 区域内积即可进行相关变换操作, 避免复杂计算. 此时, 最优分类函数变为:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b^*\right\} \tag{13}$$

式中: n 为样本数; α_i^* 为 Lagange 系数; b^* 为分类器阈值. 在样本数据中, 非支持向量对应的 α_i^* 均为 0, 因此(13)式的求和实际上只对支持向量进行.

考虑到机器人在线运行实时性的要求, SVM 分类器采用“一对多”策略. 设经训练后每个分类器的分类函数为 $f_j(\mathbf{x}\mathbf{X})$, $j = 1, 2, \dots, n$ 对于任意待分类场景的特征矢量 $\mathbf{x}\mathbf{X}$, 存在 $k \in \{1, 2, \dots, n\}$, 使得:

$$f_k(\mathbf{x}) = \max_{j=1, \dots, n} f_j(\mathbf{x}) \tag{14}$$

则判定该目标属于第 k 类.

4 实验与分析

实验在自行研制的 CY-1 型全自主移动机器人上进行, 如图 2 所示. 机器人 CPU 为 P4 3.0 GHz, 内存 512 MB, 编程环境为 VC++6.0, 视频采集图像每帧分辨率截取为 64×64 , 灰度级为 256.

利用 CY-1 型移动机器人上的 CD 摄像机摄取不同角度不同距离的 3 种目标物体(足球、工具箱、小机器人)组成图像数据库. 数据库中包含了每个物体在 $0^\circ - 365^\circ$ 每隔 5° 不同方向和 0.5 m, 1 m, 2 m 不同距离(地面距离)拍摄的样本. 样本总数共 $72 \times 3 \times 3 = 648$ 个, 并将其分成训练样本和测试样本. 每个物体取 $12 \times 3 = 36$ 个样本做训练样本, 共 $36 \times 3 = 108$ 幅图像. 其余 540 幅图像作为测试样本. 部分样本如图 3 所示.

通过(8)式对每个训练和测试样本提取图像特征, 并经(11)式选取阈值使每幅图像的特征值从 4 096 个

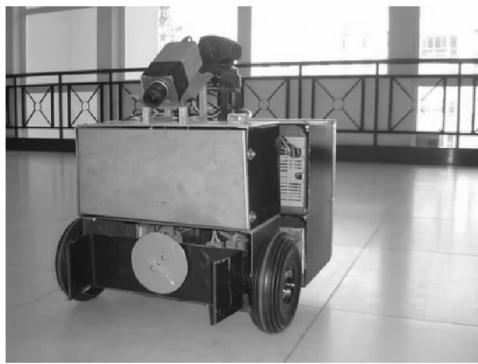


图 2 CY-1 型移动机器人

降为 54 个. 将其输入到 SVM 训练器和分类器中, 使用 (12) 式作为核函数进行 SVM 训练和分类. 测试结果如表 1 所示.

表 1 识别结果

测试样本	样本数量/个	识别数/个	误识数/个	识别率/%
足球	180	168	12	93.3
工具箱	180	166	14	92.2
小机器人	180	180	0	100

由表 1 可知, 3 种不同的目标物体经训练和分类后, 识别率都超过了 92%. 由于测试样本与训练样本中目标物体的角度不同, 因此该算法具有一定的鲁棒性.

在室内地毯上, 随机放置工具箱、球、小机器人等物体, 移动机器人作旋转跟踪物体实验. 移动机器人上 CCD 摄像机采集视频图像, 视频采集速度设置为 10 fps. 视频采集程序开发环境为 VC++6.0, 图像处理程序基于 VFW(Video for Windows)开发. 在每帧视频图像上绑定一命名为 cap_Video_Stream_Callback() 的回调函数, 该回调函数捕获视频图像, 并调用相关的图像处理函数处理图像. 为得到实验识别时间的准确数据, 在回调函数 cap_Video_Stream_Callback() 中以调试版本的形式调用多媒体定时函数 time_Get_Time(void), 并利用该函数计算识别完成时所需的时间. time_Get_Time(void) 函数返回值为系统开机时间, 其计时精度为 1 ms, 满足实验要求. 在下一帧图像到来前, 如果本帧图像识别尚未完成, 则自动忽略下一帧图像, 直至识别完成为止. 当移动机器人能自动搜索上述几种物体, 并移动到物体跟前, 则测试成功. 识别对象的平均时间见表 2.

由表 2 可知, 虽然本文采用的方法识别率在 93% 左右, 但由于图像是连续的, 当某一帧识别出现错误时, 可以在下一帧得到弥补, 因此, 最终实验成功率为 100%. 从识别时间看, 变化较大, 但基本能保证 8 fps 的图像处理速度.

5 结 论

本文提出了一种用于移动机器人目标识别的基于灰度图像的目标识别方法. 该方法通过 Gabor 滤波器和 PCA 方法提取图像特征, 并通过 SVM 对其进行分类, 实现了基于 256 灰度图像的目标识别.

参考文献:

[1] 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.

[2] 王小娟, 李云伍, 刘得雄, 等. 基于机器视觉的丘陵山区田间道路虚拟中线提取方法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2018, 40(4): 162-169.

[3] 易 诗, 张 磊, 谢子琼, 等. 基于机器视觉的目标跟随六足机器人 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2017, 29(4): 557-562.

[4] 胡 斌, 何克忠. 基于分段直线模型和 ATN 的车道识别方法 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2013, 46(10): 1762-1766.

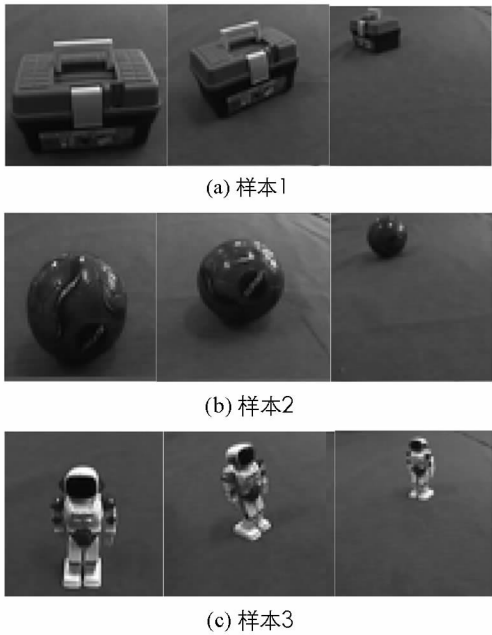


图 3 部分训练和测试样本

表 2 识别时间

识别对象	识别对象距离/m	识别平均时间/ms
足球	0.5	107.6
	1	143.9
	2	137.4
工具箱	0.5	167.7
	1	159.8
	2	109.2
小机器人	0.5	175.3
	1	122.1
	2	134.7

[5] 侯毅, 周石琳, 雷琳, 等. 基于 Gabor 滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法 [J]. 电子学报, 2013, 41(6): 1146-1152.

[6] 蔡芬. 一种基于人工免疫的小波特征集合最近邻人脸识别算法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2016, 41(3): 96-100.

[7] 钱夔, 宋爱国, 章华涛, 等. 基于自主发育神经网络的机器人室内场景识别 [J]. 机器人, 2013, 35(6): 703-708.

[8] 嵇新浩. 基于 Gabor 和 HOG 的新型人脸识别算法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2017, 42(12): 97-105.

[9] ZHOU D B, DENG J C, WANG G H, et al. Analysis and Improvement in Color-based Target Recognition Algorithm of Robot [J]. Advanced Materials Research, 2013, 65(5): 1043-1047.

[10] 王延平, 袁杰. 几种拐点不变量及其在目标识别中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2018, 4(10): 854-859.

[11] JUANG J G, YU C L, LIN C M, et al. Real-Time Image Recognition and Path Tracking of a Wheeled Mobile Robot for Taking an Elevator [J]. Acta Polytechnica Hungarica, 2013, 10(6): 299-310.

[12] 张鹏, 谢晓尧. 基于改进的 C-支持向量机的手写体数字高识别率方法研究 [J]. 贵州师范大学学报(自然科学版), 2014, 32(2): 95-98.

Target Recognition Based on Gray Image Two Dimensional Gabor Filter

GAO Xiao-qin¹, ZHU Bing-li²

1. Department Of Information Engineering, Sichuan Technology Business College, Dujiangyan Sichuan 611830, China;
2. College Of Computer Science & Engineering, Chongqing Three Gorges University, Wanzhou Chongqing 404000, China

Abstract: A recognition method of Gabor filter based on gray image has been proposed. According to the method, Gabor wavelet filter bank has firstly been used to process grayscale target image, and on this basis the principal component analysis (PCA) been used to extract image features, and then combined with support vector machines (SVM) method, the area within the image matching problem is transformed into a classification problem to identify the target object. The experiment results indicate that mobile robots can reach recognition rate of more than 92% and meet the requirements of speed of real-time image processing of 8 fps. The method can realize rapid and accurate target recognition of mobile robot under gray level image.

Key words: mobile robot; target recognition; Gabor filter; support vector machine

责任编辑 张 杓