

一种新的基于机器学习的2维条形码检测算法

郝云峰 戚飞虎 蒋人杰

(上海交通大学计算机视觉实验室, 上海 200030)

摘要 随着2维条形码在人们的日常生活和工业生产中越来越多的应用,对2维条形码的检测定位是十分有意义的。目前的检测算法只适用于纸制印刷品表面,不能用于检测印刻在其他材料表面的2维条形码。提出了使用机器学习的方法来检测各种材料表面的基本模式各不相同的2维条形码,在AdaBoost的基础上提出了自适应SpatialBoost算法,将图像的纹理信息和空间信息自适应的结合起来。实验结果表明,该算法所训练出的2维条形码检测器在测试样本上达到了100%的检测率。

关键词 2维条形码 机器学习 自适应 SpatialBoost 多分辨率

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)10-1873-04

A Novel Machine Learning Based Algorithm to Detect Data Matrix

HAO Yun-feng, QI Fei-hu, JIANG Ren-jie

(Computer Vision Laboratory, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

Abstract With the application of Data Matrix in people's daily life and industrial product, the detection of Data Matrix has become very useful. The existing detection algorithm is only suitable for printed paper; it can not be used to detect Data Matrix which is punched on other material surfaces. This paper presents a machine learning based on the method which can detect the Data Matrix on various surfaces. We extend the AdaBoost algorithm to Adaptive-SpatialBoost which can adaptively combine the texture information and spatial connection. The Data Matrix detector trained by this algorithm has achieved 100% detection rate on the test samples in our experiment.

Keywords data Matrix, machine learning, Adaptive SpatialBoost, multi resolution

1 引言

2维条形码是一种十分有效的2维编码方式,它是最小、最可靠的条形编码之一。2维条形码在人们的日常生活和工业生产上正起着越来越重要的作用。在诸如纸张、塑料、金属等各种不同的材料表面上检测出2维条形码是一个十分重要的应用。

目前已有一些方法来检测2维条形码。这些方法分为两大类:基于硬件的检测方法和基于软件的方法。基于硬件的检测方法使用扫描仪器来检测2维条形码。其优点是检测精度高、可适用的材料范围广。但扫描仪器的价格一般比较昂贵,不利

于推广使用。基于软件的方法利用2维条形码的最小编码单位的模式统一(例如以方块为单位模式)这一特性,对含2维条形码的图像逐行扫描分析,一般通过边缘分析等数字图像处理方法来检测2维条形码。随着手持数码设备的普及,基于软件的方法极易推广。目前市场上有些手机已内置了2维条形码的检测器与解码器,可随时识别手机拍摄到的2维条形码的照片。但是这些基于软件的方法目前只适用于纸制印刷品上的2维条形码检测,难以处理塑料、金属等材料表面。而在实际应用中,2维条形码在各种材料表面上都在被越来越广泛的使用到。不同材料的纹理特征各不相同,而2维条形码本身的单位模式也各不相同,有的是圆

收稿日期:2007-07-05; 改回日期:2007-07-27

第一作者简介:郝云峰(1982~),男,现为上海交通大学计算机科学与技术系在读硕士研究生。主要研究方向为计算机视觉与模式识别。E-mail: haoyunfeng82@hotmail.com

点,有的是方块。在这种情况下,目前的基于软件
的检测方法都不适用。

本文提出了一种机器学习的方法来检测印刻在
不同材料表面上的具有不同模式的 2 维条形码。实
验的基本框架如下:首先将输入图像分为一个个图
像子块。对于每一个图像子块,计算其纹理特征,如
MRH(multi resolution histogram),LBP(local binary
pattern)特征等。然后使用自适应 SpatialBoost 算法
训练出一个 2 维条形码检测器。该检测器以子块的
纹理特征作为输入向量,输出子块的结果。分类
结果 $y \in \{-1, 1\}$,表明子块图像属于背景或 2 维
条形码。最后通过后处理来合并所有子块的结果,
产生最后的检测结果。实验中,处理的基本单位
是图像的子块而非像素。在此框架下,传统的
AdaBoost 的训练与测试都是在各个子块图像上独
立进行的,并不利用相邻子块间空间上的联系。Shai
提出了 SpatialBoost^[1],利用图像像素空间上的联系
对图像进行分割。在此基础上,本文提出了自适应
SpatialBoost。自适应 SpatialBoost 是 SpatialBoost 的
一个拓展,它即利用了子块间空间上的联系,又保留
了 AdaBoost 便于实现的优点。该算法自适应地将
子块本身的特征信息和子块间的空间信息结合起
来,以产生一个强分类器。

2 纹理特征

为了使用机器学习的方法来检测 2 维条形码,
需要从图像中提取特征来描述 2 维条形码的纹理特
点。在实际应用中,2 维条形码的图片多为手持数
码相机拍摄的,所以图像会不可避免的存在高光、阴
影、旋转,甚至是透视变形。因此所使用的纹理特征
应具备灰度无关以及旋转无关的特性。

2.1 多分辨率直方图特征

Efstathios 等人提出了多分辨率直方图(MRH)
特征^[2]来提取纹理特征。MRH 特征具有便于计算
和对噪声鲁棒等直方图特征共有的优点。此外,多
分辨率直方图还提取了图像纹理的空间信息。

在框架中,图像被分割为图像子块。因此需要
为每个子块图像计算其 MRH 特征。首先计算子块
图像 I_0 在多分辨率下的图像 I_1, I_2, \dots, I_{l-1} 。对每一
个图像,计算其灰度直方向量 h_0, h_1, \dots, h_{l-1} 。最
后把各个相邻直方向量的差连接为一个向量,即
MRH 特征向量,如式(1)所示。

$$F = [h_1 - h_0, \dots, h_{l-1} - h_{l-2}] \quad (1)$$

在实验中,使用了 3 个图像分辨率(包括原始
图像),每个灰度直方向是一个 32 维的向量。因此
子块的 MRH 特征对应一个 64 维的向量。

2.2 局部二值模式特征

局部二值模式(LBP)特征是 Timo 等人提出
的一种灰度无关和旋转无关的纹理特征^[3]。图 1 是
一个像素的 3×3 邻域。

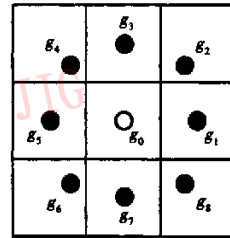


图 1 一个像素的 3×3 邻域

Fig. 1 3×3 neighborhood of a pixel

中心点像素 g_0 的纹理特征 P 可以用邻域内 9
个像素灰度值的联合分布来描述,如式(2)所示。

$$P = p(g_0, g_1, \dots, g_8) \quad (2)$$

$$P = p(g_0, g_1 - g_0, \dots, g_8 - g_0) \quad (3)$$

式(3)与式(2)等价, g_i 表示像素 i 的灰度值。
假设 $g_i - g_0 (i = 1, \dots, 8)$ 与 g_0 是独立无关的,并且
注意到 $P(g_0)$ 仅表示像素的明亮程度,与其纹理无
关。则式(3)可化为式(4)。

$$P = (s(g_1 - g_0), s(g_2 - g_0), \dots, s(g_8 - g_0))$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

在式(4)中只保留了 $g_i - g_0$ 的正负号,因此它
是灰度无关的。式(5)将这个联合分布转化成了一
个唯一对应的数字。

$$LBP_8 = \sum_{i=1}^8 s(g_i - g_0) 2^{i-1} \quad (5)$$

从式(5)可看出, LBP_8 一共可有 2^8 种取值。很
多不同取值所对应的分布差异是由旋转造成的。为
了达到与旋转无关,需要为这些仅存在旋转差异的
纹理分布赋予同样的特征值,称之为旋转归一化。
旋转归一化可以通过按位右移最小化 LBP_8 特征值
来实现,如式(6)所示。

$$LBP_8^* = \min\{ROR(LBP_8, i) \mid i = 0, 1, \dots, 7\} \quad (6)$$

$ROR(x, i)$ 将 8 位编码的数字 x 按位循环右移 i
次。通过归一化计算, LBP 特征实现了旋转无关的

特性。

旋转归一化后, LBP_8^n 共有 36 种不同的取值。为进一步减少特征的取值范围, 提高特征的鲁棒性, 将某些不同的纹理分布归一为一种纹理分布, 如式 (7) 所示。

$$LBP_8^{riu} = \begin{cases} LBP_8^n & U(LBP_8^n) \leq 2 \\ 9 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$U(x)$ 表示特征值编码中相邻位取值不同的次数。如 $U(00000000) = 0$, $U(11111111) = 0$, $U(10100000) = 2$ 。这样 LBP_8^{riu} 一共仅有 10 种不同的取值。在实验中, 还使用了 5×5 的邻域来计算 LBP_{16}^{riu} , 其可能的取值为 18 种。

3 自适应 SpatialBoost

在说明自适应 SpatialBoost 之前, 首先回顾一下传统的 AdaBoost。传统的 AdaBoost 是一种将弱分类器合并为强分类器以产生一个“委员会”的训练方法, 如式 (8) 所示。

$$H(x) = \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \quad (8)$$

$$h_i(x): X \rightarrow Y = \{-1, +1\}$$

式中, X 为输入向量, Y 为分类结果, α 表示合并系数。

$H(x)$ 即训练所得的强分类器, 它是若干个弱分类器 $h_i(x)$ 的线性组合。 $h_i(x)$ 称为基于特征的弱分类器, 因为此类弱分类器以单个子块图像的纹理特征向量作为输入, 没有使用到子块间空间上的联系。

对于图 2 中的 9 个子块, AdaBoost 训练出的强分类器 $H(x)$ 会将中心子块分类为背景, 因为它不具备 2 维条形码的纹理特征。但从空间上看, 它四周的 8 个子块都具备了一定的 2 维条形码的纹理特征。如果能根据其周围子块的分类结果来影响该子块的分类结果, 那么该子块就有可能被准确分类。

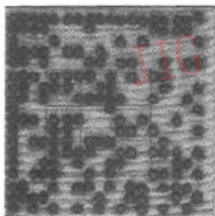


图 2 2 维条形码的图像子块

Fig.2 Sub images of Data Matrix

自适应 SpatialBoost 在 AdaBoost 训练过程中添加了一种基于空间的弱分类器 $g_i(x)$, 它把基于特征的弱分类器 $h_i(x)$ 和基于空间的弱分类器 $g_i(x)$ 合并为一个强分类器, 如式 (9) 所示。

$$H(x) = \sum_{i=1}^T \alpha_i (\lambda_i h_i(x) + (1 - \lambda_i) g_i(x)) \quad (9)$$

$$g_i(x): |y_j| x_j \in Nbr(x) \rightarrow Y = \{-1, +1\}$$

$Nbr(x)$ 代表 x 的一个邻域, $\lambda_i \in [0, 1]$ 表示自适应的合并参数。空间弱分类器 $g_i(x)$ 仅根据 x 邻域的分类结果来计算 x 的分类结果。实验中, x 是一个子块图像的特征向量, 它由子块的 MRH, LBP_8^n , LBP_{16}^{riu} 等特征组成。

自适应 SpatialBoost 的训练算法为

输入 $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$, $x_i \in X, y_i \in Y = \{-1, +1\}$;

初始化 $|\omega_i|_{i=1}^N = \frac{1}{N}, |\hat{y}_i|_{i=1}^N = 0$;

$t = 1, \dots, T$;

1) 计算 $x'_i = |\hat{y}_j| x_j \in Nbr(x_i)$;

2) 使用 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^N, |\omega_i|_{i=1}^N$, 训练基于特征的弱分类器

$h_i(x)$, 计算错误率: $\varepsilon_i = \sum_{i=1}^N \omega_i |h_i(x_i) - y_i|$;

3) 使用 $\{x'_i, y_i\}_{i=1}^N, |\omega_i|_{i=1}^N$, 训练基于空间的弱分类器

$g_i(x)$, 计算错误率: $\varepsilon'_i = \sum_{i=1}^N \omega_i |g_i(x_i) - y_i|$;

4) $\lambda_i = \varepsilon'_i / (\varepsilon_i + \varepsilon'_i), err = \lambda_i \varepsilon_i + (1 - \lambda_i) \varepsilon'_i$;

5) 计算 $\alpha_i = \frac{1}{2} \log\left(\frac{1 - err}{err}\right)$;

6) 更新权重分布: $\omega_i = \frac{1}{Z_t} \omega_i \exp[\alpha_i (\lambda_i |h_i(x_i) - y_i| + (1 - \lambda_i) |g_i(x_i) - y_i|)]$;

7) 更新累计响应: $\hat{y}_i = \hat{y}_i + \alpha_i (\lambda_i h_i(x_i) + (1 - \lambda_i) g_i(x_i))$

输出最终的强分类器: $H(x) = \sum_{i=1}^T \alpha_i (\lambda_i h_i(x) + (1 - \lambda_i) g_i(x))$

其中, N 为总样本数, ω 为权重分布, ε 为错误率。在该算法中, 每次的迭代训练都训练出两个弱分类器。一个是基于特征的弱分类器 $h_i(x)$, 其输入是单个子块的纹理特征向量 x_i 。另一个是基于空间的弱分类器 $g_i(x)$, 其输入是某图像子块的邻域的分类结果向量 x'_i 。然后计算出自适应的合并参数 λ_i , 以最小化分类误差。最终的强分类器是若干个基于特征的弱分类器和基于空间的弱分类器的线性组合。

4 实验结果

在本次实验中, 共收集了 120 张含有 2 维条形

码的图像。其中随机选取了 60 张作为训练样本,其余 60 张作为测试样本。对于训练样本,手工标注出 2 维条形码,再将图像分块,位于标注范围内的子块为正样本,其余子块为负样本。

按本文训练框架训练出的 2 维条形码检测器在测试集上达到了 100% 的检测率,较好地解决了在各种材料表面检测 2 维条形码这一课题。如图 3 所示。

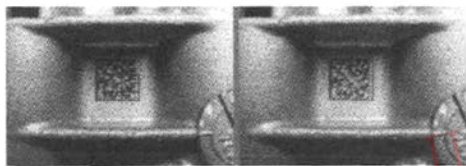


图 3 一些测试结果

Fig. 3 Some test results

5 结论

针对目前基于软件的 2 维条形码检测算法只能

适用于纸制印刷品表面上的局限,本文提出了使用机器学习的方法来检测印刻在各种材料表面上的模式各不相同的 2 维条形码。为了克服图像中可能存在的高光、阴影、角度倾斜等问题,选用了灰度无关和旋转无关的纹理特征:MRH 特征、LBP 特征。为了将空间信息加入到检测器中,将 SpatialBoost 进一步扩展为自适应 SpatialBoost,它能够与纹理特征信息与空间特征信息自适应的结合起来。最后训练所得的 2 维条形码检测器在本实验的测试数据库上达到了 100% 的检测率。

参考文献 (References)

- 1 Avidan S. SpatialBoost-adding spatial reasoning to Adaboost [A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision [C], Austria, Graz, 2006.
- 2 Hadjidemetriou E, Grossberg M D, Nayar S K. Multiresolution histograms and their use for recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(7): 831 ~ 847.
- 3 Ojala T, Pietikainen M, Maenpas 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.