

# 基于AGAST角点域特征的条烟快速识别算法

涂勇涛<sup>1</sup>, 张莹<sup>\*1,2</sup>, 邵豪<sup>1</sup>, 王飞<sup>1</sup>, 张东波<sup>1,2</sup>

1. 湘潭大学信息工程学院, 湖南省湘潭市雨湖区羊牯塘27号 411105

2. 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室, 长沙市岳麓区麓山南路麓山门 410082

**摘要:**为提高烟草物流中心自动化分拣效率, 基于视觉技术提出了一种与高速自动化条烟分拣线相匹配的快速条烟识别算法。将穹形光源和同轴光源相结合设计了一种新型打光方式, 使用高速彩色相机获取条烟图像信息, 提出一种基于AGAST(Adaptive and Generic Accelerated Segment Test)角点域的特征描述方法。根据提取的特征建立条烟图像数据库, 并使用极端学习机(Extreme Learning Machine, ELM)进行训练与识别, 实现条烟的快速识别。将本文算法与SIFT和SVM算法的识别效果进行对比, 结果表明: 本文算法的识别率和实时性均为最优, 识别率达到100%, 识别耗时在3种算法中最少, 能够满足自动化分拣线10帧/秒的要求。该算法为有效提高条烟异常情况检测的精度提供了参考。

**关键词:** 条烟识别; AGAST; 特征描述; ELM; SIFT; SVM

**中图分类号:** TP315 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-0861(2017)05-0079-08

## Rapid recognition algorithm for cigarette cartons based on feature of AGAST corner domain

TU Yongtao<sup>1</sup>, ZHANG Ying<sup>\*1,2</sup>, SHAO Hao<sup>1</sup>, WANG Fei<sup>1</sup>, ZHANG Dongbo<sup>1,2</sup>

1. College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, Hunan, China

2. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, Changsha 410082, China

**Abstract:** In order to promote the efficiency of automatic sorting in a tobacco logistics center, a rapid recognition algorithm based on vision technology was proposed to match the high-speed automatic cigarette carton sorting line. A new lighting means combining a dome light source with a coaxial light source was designed, a high-speed color camera was used to capture the image information of cigarette cartons, and a feature description method based on AGAST (Adaptive and Generic Accelerated Segment Test) corner domain was proposed. A database of cigarette carton images was established on the basis of the extracted features, and extreme learning machine (ELM) was adopted for training and cigarette carton recognition. Comparing with SIFT and SVM algorithms, the proposed algorithm boasted a recognition rate of 100% and shorter recognition time, it met the requirements of 10 frames/s required by the automatic sorting line and also provided a reference for effectively promoting the inspection accuracy in the case of abnormal cigarette cartons.

**Keywords:** Cigarette carton recognition; AGAST; Feature description; ELM; SIFT; SVM

随着机器视觉技术的发展及其在工业领域中的广泛应用, 利用高速计算机对目标进行快速自动识别已成为一个研究热点。条烟识别作为目标识别的一种实际应用, 具有特殊的要求与识别方

式。由于品牌和包装方式不同, 不同卷烟之间存在着尺寸、颜色、纹理以及图案等差别, 而随着自动化分拣系统的使用, 其分拣效率也对条烟识别率提出了更高要求。因此, 快速准确地描述条烟

收稿日期: 2016-10-14 修回日期: 2017-01-16

基金项目: 湖南省教育厅重点项目“复杂背景与干扰下线状和点状目标鲁棒检测原理、方法与应用研究”(14A137)。

作者简介: 涂勇涛(1990—), 硕士研究生, 研究方向: 图像处理与模式识别。E-mail: jimmytyt@foxmail.com; \*通讯作者: 张莹, E-mail: zhangying@xtu.edu.cn

引文格式: 涂勇涛, 张莹, 邵豪, 等. 基于AGAST角点域特征的条烟快速识别算法[J]. 烟草科技, 2017, 50(5): 79-86. (TU Yongtao, ZHANG Ying, SHAO Hao, et al. Rapid recognition algorithm for cigarette cartons based on feature of AGAST corner domain[J]. Tobacco Science & Technology, 2017, 50(5): 79-86.) DOI: 10.16135/j.issn1002-0861.2016.0471

特征并有效识别条烟是当前条烟识别应用的关键。对此已进行了较多研究,翁迅等<sup>[1]</sup>提出一种基于扫码的条烟识别算法,但该算法存在两个缺陷:一是条码的方向必须是固定的,一旦部分条烟的条码与大多数条码的方向垂直,则这些条烟条码无法被识别;二是当条烟扫码中存在大于 $30^\circ$ 的偏转角时,条码不能被准确识别。冯春等<sup>[2]</sup>提出一种基于特征距离的视觉识别方式,但其识别速度无法满足条烟10条/秒的速度要求。王鹏<sup>[3]</sup>研究表明,采用视觉检测分拣系统后卷烟品牌的误检率由12.1%降低到0.28%,有效提高了检测效率,保证了生产的连续性和稳定性。颜西斌<sup>[4]</sup>提出一种从视觉感知角度对物体边界区域、稠密性、分布状况、方向属性和规律程度进行特征提取的方法,简称VPFE (Visual Perception Feature Extraction)算法,有效满足了条烟异常情况检测的精度要求,避免了条烟缺支和缺包现象,提升了卷烟包装水平。

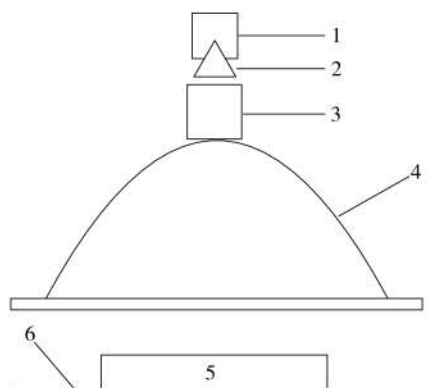
在图像识别方面也有较多研究<sup>[5-12]</sup>,其中SIFT (Scale Invariant Feature Transform)、SURF (Speeded Up Robust Features)算法提取到的特征具有较强的不变性,但消耗时间长,实时性差,导致系统性能下降。Rosten等<sup>[13-14]</sup>提出一种新的特征点检测方法,简称FAST (Features From Accelerated Segment Test)算法。Mair等<sup>[15]</sup>提出一种改进的FAST特征点提取算法,即自适应多尺度快速角点提取算法AGAST (Adaptive and Generic Accelerated Segment Test),有效提高了特征点提取速度,在检测和匹配等方面得到广泛应用<sup>[16]</sup>。为此,利用穹形光源和同轴光源设计一种新型打光方式以获取清晰的条烟图像,提出一种基于AGAST角点域特征描述方法的条烟快速识别算法,并使用极端学习机ELM对建立的条烟图像数据库进行训练和快速识别,以期为提高条烟识别的快速性和准确性提供技术依据。

## 1 系统设计

### 1.1 系统构成

结合烟草物流中心的实际生产情况,基于AGAST角点域特征建立的条烟快速识别系统安装于自动化分拣线末端的传送带上,主要包括图像采集和条烟识别两大部分。其中,条烟图像采集系统由相机、镜头、同轴光源和穹形光源组成,见图1。相机为130万像素的彩色高速工业相机(VLG13C型,瑞士堡盟电子有限公司),镜头为8 mm定焦镜头,同轴光源尺寸为 $100\text{ mm}\times 100\text{ mm}$ ,

穹形光源尺寸为 $400\text{ mm}\times 400\text{ mm}\times 286\text{ mm}$ 。由于条烟在传送带上运动时会出现一定的偏转角度,为了使拍摄到的条烟图像全部处于视野中,应尽量在条烟处于穹形光源投影中心时进行拍照。条烟在传送带上运动时,首先经过光电传感器,光电传感器探测到条烟后向相机发出触发信号。由于光电传感器安装在穹形光源的外侧,与穹形光源投影中心有一定距离,因此在相机收到光电传感器的触发信号后需延时一段时间再完成拍照,由此保证条烟完全处于视野中。



1.相机 2.镜头 3.同轴光源 4.穹形光源 5.条烟  
6.传送带

图1 条烟图像采集系统结构图

Fig.1 Structure of image acquisition system for cigarette cartons

条烟识别系统由条烟传送带、光源、相机、光电传感器、工控机、PLC等组成,见图2。分拣出的条烟被光电传感器检测到后,光电传感器触发相机拍照,相机获取的图像数据通过千兆以太网传送到工控机,由工控机中的条烟识别软件进行识别,并与数据库中的条烟订单进行核对。在识别与核对过程中若出现报警,则工控机通过PLC控制传送带停止,排除报警后继续工作。

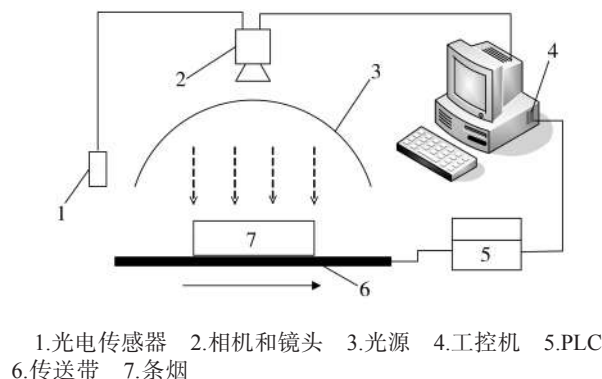


图2 条烟识别系统硬件结构图

Fig.2 Hardware structure of recognition system for cigarette cartons

## 1.2 条烟识别工艺流程

条烟识别主要是对条烟订单进行核对,其工艺流程见图 3。首先解析出数据库中车组订单的详细信息(配送车组、客户名称、客户代码、条烟种类、条烟数量和分拣线路等),并下发到自动分拣和视觉识别系统。自动分拣系统根据订单详情进行条烟分拣,视觉识别系统通过相机采集分拣出的条烟图像信息,并对条烟进行逐条识别和订单核对。如果在订单核对中出现“多烟”、“少烟”或“错烟”报警,则自动化分拣线立即停止工作,直到人工排除报警后再继续工作。当出现“多烟”报警时该订单需要进行“手动换户”,直到订单  $k$  完成且无报警时进行换户操作,进入下一订单的分拣、识别与核对工作。

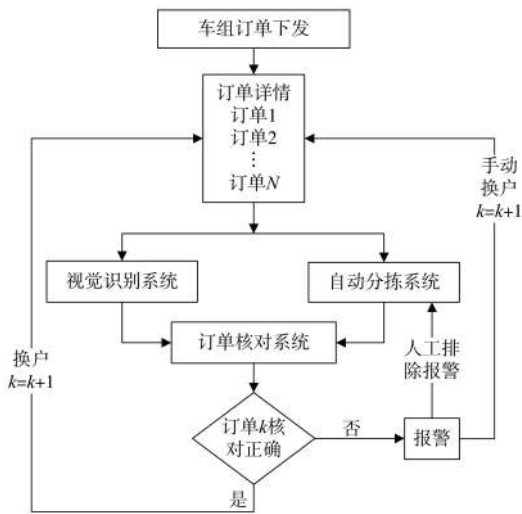


图 3 条烟识别与订单核对工艺流程图

Fig.3 Technical process flow of cigarette carton recognizing and order checking

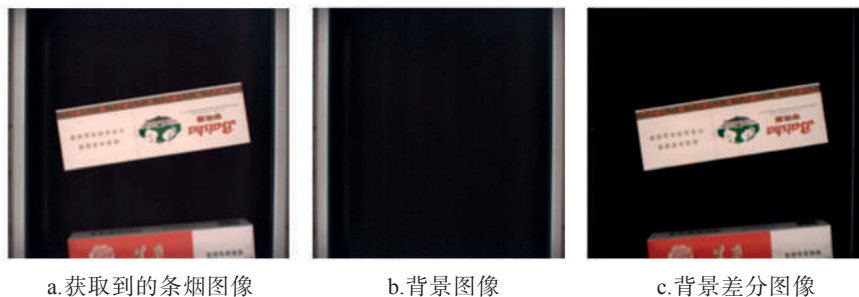


图 4 背景差分法的效果

Fig.4 Result of background difference method

进行膨胀是  $B$  相对于自身原点的映像按  $Z$  进行平移,平移后的  $\hat{B}$  和  $A$  至少有一个元素是重叠的,可以用一个一维函数表示为:

$$(f \oplus b)(s) = \max \{f(s-x) + b(x) | (s-x) \in D_f; x \in D_b\} \quad (4)$$

式中:  $D_f$  和  $D_b$  分别是  $f$  和  $b$  的定义域,平移参数  $s-x$  在  $f$  的定义域内,且  $x$  在  $b$  的定义域内,  $f(-x)$  是

## 2 基于 AGAST 角点域特征的条烟识别算法

### 2.1 图像预处理

由于条烟在拍照时的位置和角度不同,为了获得有效的条烟区域图像,需要将采集到的条烟原始图像进行预处理,其处理过程包括:①在调好光源和相机参数的无烟状态下,获取传送带正常运转时的图像,并保存在工控机中作为背景图像;②在正常分拣过程中获取条烟图像,通过以太网实时传输到工控机中,对图像进行预处理操作;③运用背景差分法、图像形态学运算和滤波算法<sup>[17]</sup>得到目标条烟区域图像。

#### 2.1.1 背景差分法

在目标识别算法中,可以将含有目标的图像看成是目标、背景以及噪声的和。若用  $I(x, y, t)$  表示获得的含有目标条烟的图像,用  $b(x, y, t)$  表示背景图像,用  $m(x, y, t)$  表示目标,用  $z(x, y, t)$  表示噪声,则有:

$$I(x, y, t) = b(x, y, t) + m(x, y, t) + z(x, y, t) \quad (1)$$

那么,由含有目标的图像  $I(x, y, t)$  与背景图像  $b(x, y, t)$  之差,可以得到含有噪声的目标图像:

$$m(x, y, t) + z(x, y, t) = I(x, y, t) - b(x, y, t) \quad (2)$$

由此根据背景差分法得到条烟图像、背景图像、背景差分图像,实际效果见图 4。

#### 2.1.2 形态学运算中的膨胀与腐蚀

对  $Z$  中的集合  $A$  和  $B$ ,使用  $B$  对  $A$  进行膨胀,用  $A \oplus B$  表示,定义为:

$$A \oplus \hat{B} = \{Z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (3)$$

式中:  $\emptyset$  为空集,  $B$  为结构元素。使用  $B$  对  $A$

$f(x)$  关于  $x$  轴原点的镜像,用最大值代替卷积求和,用加法代替卷积乘积。若  $s$  为正,函数  $f(s-x)$  向右移动;若  $s$  为负,函数  $f(s-x)$  向左移动。

对  $Z$  中的集合  $A$  和  $B$ ,使用  $B$  对  $A$  进行腐蚀,用  $A \ominus B$  表示,定义为:

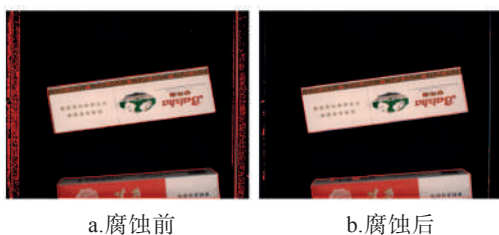
$$A \ominus B = \{Z | (B)_z \subseteq A\} \quad (5)$$



使用  $B$  对  $A$  进行腐蚀的结果是  $B$  的原点  $z$  在  $Z$  中移动使  $B$  包含于  $A$  时所有  $z$  的集合, 可以用一个一维函数表示为:

$$(f \ominus b)(s) = \min \{f(s+x) - b(x) \mid (s+x) \in D_f; x \in D_b\} \quad (6)$$

式中:  $D_f$  和  $D_b$  分别是  $f$  和  $b$  的定义域, 平移参数  $s+x$  在  $f$  的定义域内, 且  $x$  在  $b$  的定义域内, 用最小值代替相关运算, 用减法代替相关的乘积。若  $s$  为正, 函数  $f(s+x)$  向左移动; 若  $s$  为负, 函数  $f(s+x)$  向右移动。腐蚀前后的条烟图像见图 5。



a. 腐蚀前 b. 腐蚀后

图 5 腐蚀前后条烟图像对比

Fig.5 Images of cigarette carton before and after corrosion

由图 5 可见, 腐蚀后条烟图像中的噪声比腐蚀前明显减少, 达到了良好的去噪效果。

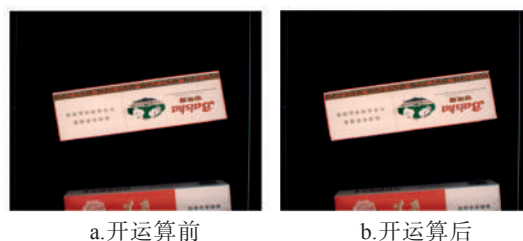
### 2.1.3 形态学运算中的开运算

使用结构元素  $B$  对集合  $A$  进行开运算, 表示为  $A \circ B$ , 定义为:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (7)$$

可见, 用  $B$  对  $A$  进行开运算就是用  $B$  对  $A$  腐蚀, 然后再用  $B$  进行膨胀。在初步获得条烟区域

图像后对其使用开运算, 能够去除条烟区域图像边缘的毛刺, 从而准确地获得条烟区域图像, 效果见图 6。



a. 开运算前 b. 开运算后

图 6 开运算前后条烟区域图像对比

Fig.6 Images of cigarette carton before and after opening operation

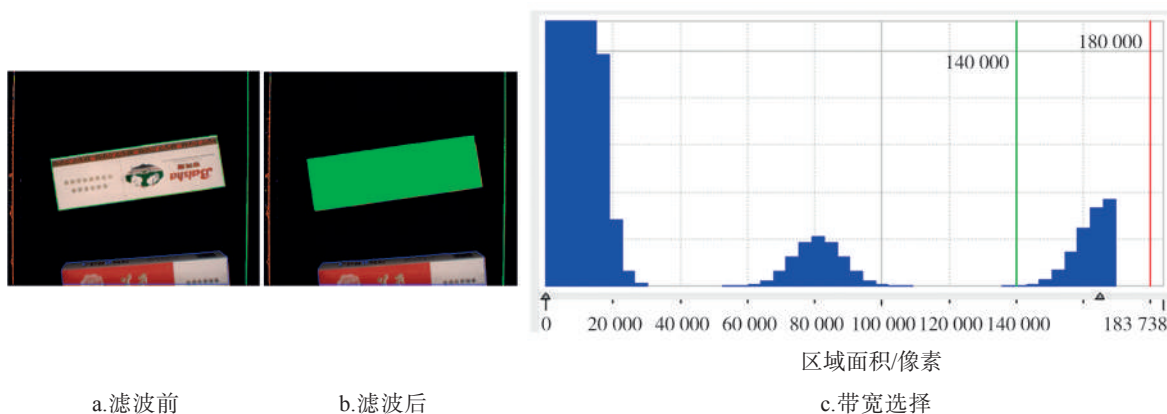
### 2.1.4 滤波算法中的带通滤波器

通过带通滤波器可以消除或减弱到傅里叶变换原点距离大于频带宽度一半的频段, 其表达式为:

$$H(u, v) = \begin{cases} 0, & D(u, v) < D_0 - \frac{W}{2} \\ 1, & D_0 - \frac{W}{2} \leq D(u, v) \leq D_0 + \frac{W}{2} \\ 0, & D(u, v) > D_0 + \frac{W}{2} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $D(u, v)$ —到频带中心的距离;  $W$ —频带宽度;  $D_0$ —频带的中心半径。

通过带通滤波器 (区域面积为 140 000 ~ 180 000 像素的频段可通过) 后获取的条烟区域图像见图 7 (图 7b 中的绿色部分)。将获得的条烟图像进行分割, 即可得到条烟图像预处理的结果, 见图 8。



a. 滤波前

b. 滤波后

c. 带宽选择

图 7 使用带通滤波器获取的条烟区域图像

Fig.7 Image of cigarette carton acquired with a band-pass filter

## 2.2 AGAST 角点提取

FAST 角点定义为: 若某像素与其周围邻域内足够多的像素点相差较大, 则该像素可能是角点。如图 9 所示, 在一个以像素点  $p$  为中心, 半径为 3 的圆上, 有 16 个像素点 ( $p_1, p_2, \dots, p_{16}$ ), 确定该

点是否为 FAST 角点的过程为: 3 次判断  $p$  点周围像素点与其灰度差值是否满足阈值要求, 并使用非极大值抑制的方法进行筛选, 最终得到 FAST 角点。提取 FAST 角点的流程见图 10。

其中, 非极大值抑制的方法为: 计算特征点处



图 8 图像预处理结果  
Fig.8 Result of image reprocessing

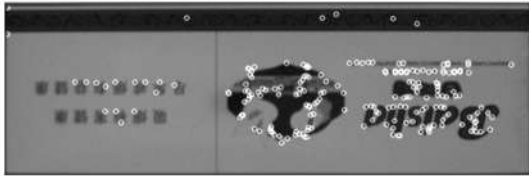


图 11 条烟图像 FAST 角点提取结果  
Fig.11 Result of FAST corner extraction in a cigarette carton image

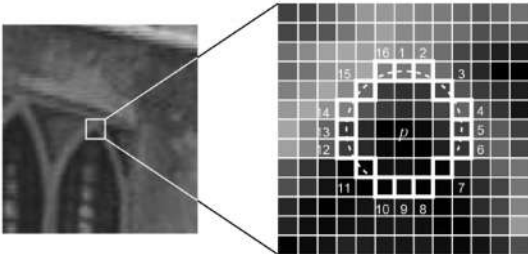


图 9 FAST 角点选取示意图  
Fig.9 Schematic diagram of FAST corner selection

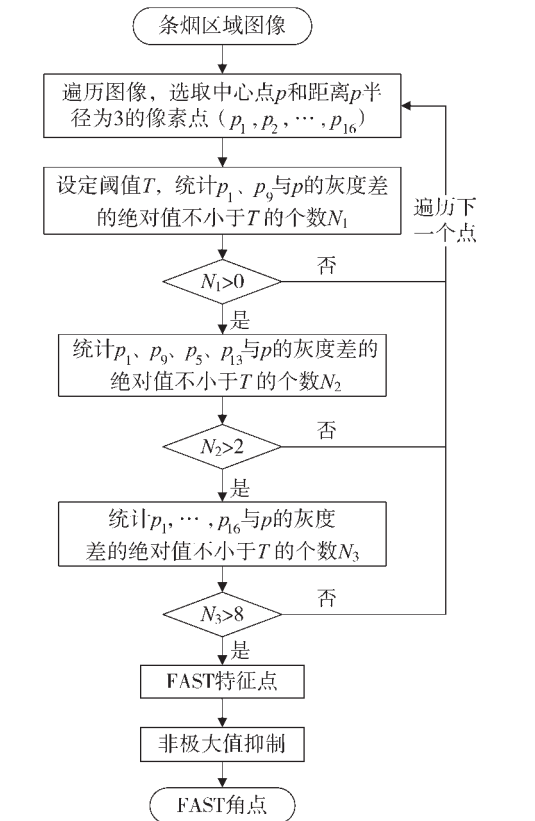


图 10 提取 FAST 角点的流程图  
Fig.10 Process flow of FAST corner extraction

FAST 得分(图 9 中 16 个点与  $p$  点的灰度差的绝对值总和),在  $p$  点的邻域内 FAST 得分的最大点保留,其他点抑制。FAST 得分计算公式为:

$$V=\max \left\{\begin{array}{l} \sum(\text{pixelvalue}-p) \text { if }(\text{value}-p)>t \\ \sum(p-\text{pixelvalue}) \text { if }(p-\text{value})>t \end{array}\right. \quad (9)$$

本文中取  $t=25$ ,使各种条烟提取出的 FAST 角点数呈均值为 100 的正态分布,则条烟图像角点提取结果见图 11。

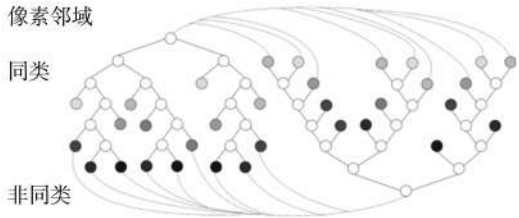


图 12 AGAST 决策树  
Fig.12 Decision tree of AGAST

AGAST 寻求使算法不依赖于特定场景下训练,更具有广泛性,并具有与 FAST 算法相同的可重复性。因此,提取 AGAST 角点的流程见图 13,条烟图像角点提取结果见图 14,图中红色点为被抑制的角点。

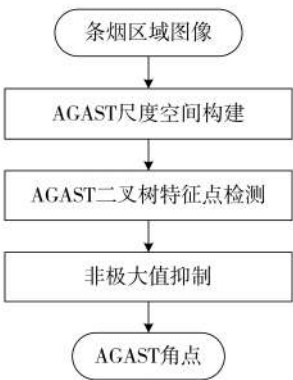


图 13 提取 AGAST 角点的流程图  
Fig.13 Process flow of AGAST corner extraction

在相同阈值范围内,对上述两种算法的效果进行对比,结果见表 1。可见,AGAST 算法提取的角点更少,速度较 FAST 提高 30%~40%。

2.3 AGAST 角点域特征表示

由于 AGAST 角点的提取过程是一个先后



图 14 条烟图像 AGAST 角点提取结果

Fig.14 Result of AGAST corner extraction in a cigarette carton image

表 1 FAST 和 AGAST 算法角点提取效果对比

Tab.1 Comparison of corner extraction effect between FAST and AGAST algorithms

阈值	算法	角点数/个	帧耗时/ms
15	FAST	287	2.829
	AGAST	65	2.165
25	FAST	197	1.836
	AGAST	45	1.519
50	FAST	63	1.425
	AGAST	15	0.836

列的图像遍历过程,本研究中通过调整阈值使角点个数在 100 左右,并按顺序选取前 100 个角点作为特征点,在特征点的半径为 5 像素的圆形区域(以下称为角点域)内求取特征值,若某种条烟的角点数不足 100 个,则不足的特征值用 0 填充。由于彩色图像可分为 R、G、B 3 个通道,在获得 100 个 AGAST 角点域后给 3 个通道赋予一定的权值  $w_r$ 、 $w_g$ 、 $w_b$ ,且  $w_r + w_g + w_b = 1$ ,然后分别求取各个 AGAST 角点域三通道的灰度均值与方差  $G_r$ 、 $G_g$ 、 $G_b$ 、 $V_r$ 、 $V_g$ 、 $V_b$ ,并加权得到该角点的特征值:

$$G = w_r \times G_r + w_g \times G_g + w_b \times G_b \quad (10)$$

$$V = w_r \times V_r + w_g \times V_g + w_b \times V_b \quad (11)$$

最后将 100 个角点的特征值串联成该条烟的特征值,若条烟的角点数不足 100 个,则不足的特征值用 0 填充。

## 2.4 条烟识别算法

常见的目标识别算法分为基于特征匹配、基于模板匹配和基于学习等类型,其中基于特征匹配和基于模板匹配的目标识别算法由于耗时较长,难以应用于实时目标识别。在基于学习的识别算法中,SVM(Support Vector Machines)<sup>[18]</sup>利用核函数将低维空间向量集映射到高维空间,并通过学习训练寻找超平面的方式用于分类问题,该方法结构简单、易于实现,被广泛应用于各种分类和识别研究中。但由于 SVM 存在过学习等问题,其实时性和识别率仍有待提高。为此,本研究中选用极端学习机(ELM)进行条烟识别,以提高识

别效率。

ELM 是 Huang 等<sup>[19]</sup>提出的一种新的求解单隐层前馈神经网络(SLFNs)的方法,相对于传统的神经网络,其速度更快。Huang 等<sup>[20]</sup>还提出使用最小范数的最小二乘解来进行训练的 ELM 算法,该算法通过确定隐含层节点数量并随机赋予权值和选择一个无限可微的激励函数来训练,得到确定的输出层权值,从而快速达到逼近结果或者得到分类结果。

对于给定的  $N$  个不同样本  $(x_i, t_i)$ ,  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$  和  $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in}]^T \in R^m$  具有  $\tilde{N}$  个节点 ( $\tilde{N} < N$ ) 的 SLFNs 数学模型为:

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(x_i) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = o_j, j=1, \dots, N \quad (12)$$

式中:  $g(x)$  是激活函数;  $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$  是连接第  $i$  个隐含层节点和输入层节点的权值;  $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$  是连接第  $i$  个隐含层节点和输出层节点的权值;  $b_i$  是第  $i$  个隐含层节点的阈值;  $w_i \cdot x_j$  表示  $w_i$  和  $x_j$  的内积。

对于带有  $\tilde{N}$  个隐含层节点的 SLFNs,激活函数  $g(x)$  能够零误差逼近  $N$  个训练样本,则  $\beta_i$ 、 $w_i$ 、 $b_i$  存在以下公式:

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = t_j, j=1, \dots, N \quad (13)$$

公式(13)可简写为  $H\beta = T$ 。式中,  $H$  为隐含层的输出矩阵,  $H(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}, x_1, \dots, x_{\tilde{N}}) =$

$$\begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(w_{\tilde{N}} \cdot x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(w_{\tilde{N}} \cdot x_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix}_{N \times \tilde{N}}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}}^T \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times M}$$

$$T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_n^T \end{bmatrix}_{N \times M}$$

由于激活函数  $g(x)$  无限可微,则有  $\tilde{N} < N$ 。其中  $g(x)$  包括正弦、余弦、径向基函数、指数函数等。对于固定输入权重  $w_i$  和隐含层阈值  $b_i$ ,训练一个 SLFNs 等价于寻找线性系统  $H\beta = T$  的最小二乘解  $\hat{\beta}$ :

$$\|H(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}) \hat{\beta} - T\| = \min_{\beta} \|H(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}) \beta - T\| \quad (14)$$



由此可以得到 ELM 的流程,见图 15。

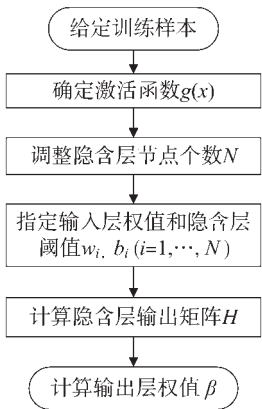


图 15 极限学习机的流程图  
Fig.15 Flow chart of extreme learning machine

3 试验验证

图像采集系统获取的图片大小为 1 080 像素×960 像素,使用的工控机配置为 Core i7 处理器,4 Gb 内存,32 Gb 工业级固态硬盘 SSD,在 Windows7 系统平台下采用软件 VS2010 和 Opencv2.3.4 进行开发。在传送带正常运行速度(1.5 m/s)下,使用条烟图像采集系统对 100 余种品牌条烟进行现场数据采集。利用现场数据将本文算法与 SIFT、SVM 等目标识别算法进行性能对比。

表 2 可见,在条烟种类较少(20 种)时,SIFT 算法和本文算法的识别率能够达到 100%,而 SVM 算法的识别率只有 90%。SIFT 由于特征匹配过程繁琐,耗时较多,达到 1 148 ms/帧;SVM 为 165 ms/帧,较 SIFT 显著提高,但仍不能满足每秒 10 帧的要求;本文算法为 56 ms/帧,符合系统的实时性要求。在条烟种类较多(100 种)时,SIFT 和本文算法的识别率为 100%,SVM 的识别率为 76%。SIFT 耗时最长,达到 2 725 ms/帧,SVM 为 276 ms/帧,本文算法为 68 ms/帧,显然只有本文算法符合系统的实时性要求。

表 2 条烟种类数量不同时 3 种算法的性能参数			
Tab.2 Performance parameters of three algorithms under different amounts of cigarette carton kind			
条烟种类	识别算法	识别率/%	帧耗时/ms
20	SIFT	100	1 148
	SVM	90	165
	本文	100	56
100	SIFT	100	2 725
	SVM	76	276
	本文	100	68

4 结论

(1)针对烟草物流中心自动化分拣线条烟识别的应用现状,结合穹形光源和同轴光源设计了一种新型打光方式,利用高速彩色相机获取条烟图像信息,提出了一种基于 AGAST 角点域的特征描述方法,通过建立条烟图像数据库并使用 ELM 进行训练,实现了条烟的快速识别。

(2)将本文算法与 SIFT、SVM 算法进行对比,结果表明:本文算法的识别效果最优,识别率达到 100%,识别耗时在 3 种算法中最少,能够满足自动化分拣线 10 帧/秒的要求。

(3)本文算法为机器视觉技术在卷烟识别、分拣、异常检测等方面的应用提供了支持,但该算法对图像质量要求较高,在光照不均匀条件下如何实现条烟的快速识别还需进一步研究。

参考文献

[1] 翁迅,孙壮志. 基于形态学处理算法的条烟复核技术[J]. 烟草科技, 2015, 48(9): 88-93.  
WENG Xun, SUN Zhuangzhi. Cigarette carton check system based on morphological processing algorithm [J]. Tobacco Science & Technology, 2015, 48(9): 88-93.

[2] 冯春,陈柏. 半自动分拣线上运动条烟的在线识别[J]. 烟草科技, 2015, 48(1): 90-95.  
FENG Chun, CHEN Bai. Online recognition of moving cigarette cartons on semi-automatic sorting line [J]. Tobacco Science & Technology, 2015, 48(1): 90-95.

[3] 王鹏. 烟箱品牌视觉检测分拣系统的设计应用[J]. 烟草科技, 2014(4): 35-38.  
WANG Peng. Design and application of visual case inspection and sorting system [J]. Tobacco Science & Technology, 2014(4): 35-38.

[4] 颜西斌. 基于视觉感知特征的条烟异常检测算法[J]. 烟草科技, 2016, 49(1): 78-83.  
YAN Xibin. An algorithm for detection of abnormal cigarette cartons based on visual perception features [J]. Tobacco Science & Technology, 2016, 49(1): 78-83.

[5] Moravec H P. Rover visual obstacle avoidance [C]// Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1981, 2: 785-790.

[6] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]// Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester, UK: University of Manchester, 1988: 147-151.

[7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-

- invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [8] Smith S M, Brady J M. SUSAN—a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45–78.
- [9] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615–1630.
- [10] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346–359.
- [11] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors [C] //Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE, 2004, 2: II-506–II-513.
- [12] Pan J, Chen W J, Peng W H. A new moving objects detection method based on improved SURF algorithm [C]//Proceedings of the 25th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Guiyang, China: IEEE, 2013: 901–906.
- [13] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[C]//Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Berlin Heidelberg: Springer, 2006: 430–443.
- [14] Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 105–119.
- [15] Mair E, Hager G D, Burschka D, et al. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test[C]//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision: Part II. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 183–196.
- [16] Jiang Y L, Xu Y X, Liu Y. Performance evaluation of feature detection and matching in stereo visual odometry [J]. Neurocomputing, 2013, 120: 380–390.
- [17] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing [M]. 2nd ed. London, UK: Prentice Hall, 2002.
- [18] Sánchez A V D. Advanced support vector machines and kernel methods [J]. Neurocomputing, 2003, 55(1/2): 5–20.
- [19] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks [C]//Proceedings of 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Budapest, Hungary: IEEE, 2004, 2: 985–990.
- [20] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/2/3): 489–501.

责任编辑 曹 娟