

# 基于中心化 Jaccard 匹配的 SD 卡 光学字符验证

李天贺<sup>1,2</sup>, 吴静静<sup>1,2</sup>, 安伟<sup>1,2</sup>

(1. 江南大学 机械工程学院, 江苏 无锡 214122;  
2. 江南大学 江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 为了解决安全数码卡 (SD 卡, secure digital card) 表面字符人工验证效率差、准确率低的问题, 提出了一种基于中心化 Jaccard 匹配的 SD 卡光学字符验证方法, 能够实现 SD 卡表面字符的精密检测与自动验证; 首先, 提出了一种基于 HSV 三通道直方图分析的快速验证方法, 实现特征显著 SD 卡图像的准确验证; 其次, 针对 SD 卡字符验证精度受光照变化和微小旋转影响的问题, 提取 V 通道图像和变化角度特征, 提高 HOG 特征对光照和旋转变化的抵抗能力; 最后, 针对相似 SD 卡字符的验证问题, 提出了一种中心化广义 Jaccard 系数, 增强了相似度指标的辨别力, 实现了特征相似图像的精密检测; 以实际场景采集的数据对所提方法进行验证分析, 试验结果表明, 该算法准确率达到 99.15%, 具有很好的实用性和鲁棒性。

**关键词:** 机器视觉; SD 卡; 光学字符验证; HSV 三通道直方图; 方向梯度直方图 (HOG); 广义 Jaccard 系数

## Verification of SD Card Optical Character Based on Centralized Jaccard Matching

LI Tianhe<sup>1,2</sup>, WU Jingjing<sup>1,2</sup>, AN Wei<sup>1,2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;  
2. Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of poor efficiency and low accuracy of manual verification in surface characters on secure digital (SD) card, an optical character verification method based on the centralized Jaccard matching SD card was proposed, which can realize the precise detection and automatic verification of surface characters on the SD card. Firstly, a rapid verification method based on HSV three-channel histogram was proposed, which can accurately detect and automatically verify the SD card images with obvious apparent features. Secondly, aiming at the problem that the character verification accuracy of the SD card was affected by illumination changes and micro rotations, the resistance of histogram of oriented gradient (HOG) features to illumination and rotation changes was improved by extracting the V-channel images and changing the angle features. Finally, aiming at the verification problem of similar characters on the SD card, a centralized generalized Jaccard coefficient was proposed to enhance the discrimination of similarity index and realize the precise detection of similar images. The proposed method is verified and analyzed based on the data collected in the actual scenario, and the test results show that the accuracy of the detection algorithm reaches 99.15%, which has a good practicability and robustness.

**Keywords:** machine vision; color inject character; optical character verification; HSV color space; HOG; generalized jaccard coefficient

## 0 引言

SD 卡是一种基于半导体快闪记忆器的新一代记忆设备, 体积小、传输速度快, 被广泛地应用于数码相机、多媒体播放器等各种便携装置。不同型号的 SD 卡表面具有不同的字符, 方便消费者根据需求选择。在实际生产中, 由

于操作错误或设备故障导致打印的 SD 卡表面字符和真实型号不符, 给制造商增加了高额成本, 同时影响了消费者的使用体验。当前工序中普遍采用人工验证的方法, 效率低、准确性易受主观因素影响。因此, 研究一种基于机器视觉的图像质量自动检验方法代替人工目检是一种必然趋势。

光学字符验证 (OCV, optical character verification)

收稿日期: 2023-02-10; 修回日期: 2023-03-07。

基金项目: 国家自然科学基金(62072416); 国家自然科学基金(61873246)。

作者简介: 李天贺(1997-), 男, 江苏徐州人, 硕士研究生, 主要从事机器视觉与图像处理等方向的研究。

通讯作者: 吴静静(1982-), 女, 安徽滁州人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事图像处理与模式识别等方向的研究。

引用格式: 李天贺, 吴静静, 安伟. 基于中心化 Jaccard 匹配的 SD 卡光学字符验证[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(7): 290-297.

是图像质量自动检验的核心环节, 其本质是验证待测图像与模板图像表面字符是否相同, 在目标检测和计算机视觉等领域具有广泛的应用。OCV 算法主要可以分为两大类: 基于深度学习的验证算法和基于匹配的验证算法。在深度学习验证算法的研究方面, Chun-Hui Lin<sup>[1]</sup>等人通过轮廓边界检测方法确定感兴趣区域, 利用 CNN 中的结构和细化机制能够检测出印刷电路板中错位、缺失和反极性零件的字符。Ribeiro<sup>[2]</sup>等人提出了一种 OCV 自适应深度学习框架, 使用 k 均值聚类算法对 CNN 提取的特征进行聚类, 使用 k 近邻方法结合 CNN 计算的质心, 可以识别食品饮料等零售包装品上错误或缺失的信息。虽然两种深度学习算法检测准确率较高, 但是需要有大量的数据来进行拟合, 而实际工业场景存在难以收集缺陷样本的问题, 在小样本条件下模型的精度会受到影响, 并且当图像特征变化较多时会导致训练复杂、模型过大。

另一类是基于匹配的 OCV 方法, 原理是提取图像的某种特征, 计算待测图像与给定模板图像特征之间的相似度。如刘毅飞<sup>[3]</sup>等人利用归一化互相关算法中模板图像在待检测图像中逐像素搜索并计算相关性的特点, 将检测区域分成六部分并行搜索, 在不同图像位置采用不同模板大小, 实现了多核归一化互相关图像匹配算法, 但是对图像的灰度值变化比较敏感, 鲁棒性较低。李胜辉<sup>[4]</sup>等人提出了一种 C-ORB 匹配验证算法, 将图像的颜色不变量与 ORB 特征描述子相结合, 获取到不同光照强度、不同光照方向图像的更多细节, 但是该算法要求图像具有较多的特征点, 局限性明显。左川<sup>[5]</sup>等人利用加速分割检测算法提取 ORB 特征, 使用改进的二进制鲁棒独立基本特征算法进行特征点描述, 同时结合透视变换模型进行图像采样和汉明距离作为相似度量准则进行图像匹配, 该算法具有较强的抗视角变换能力, 但是对于相似度较高的图像中验证准确率不高。刘欢<sup>[6]</sup>等提出了一种三组合 Hu 不变矩方法用于图像匹配, 能够解决模糊噪声引起的检测准确率下降问题, 但是算法依赖于提取角点信息的正确性, 难以解决亮度的非线性变换问题。综上, 以上基于匹配的验证算法在光照变化、目标旋转以及相似度高的 OCV 问题中, 精度将会下降。

因此, 当同时存在以上几种问题时, 为了提高 SD 卡字符验证精度, 本文提出了一种基于中心化 Jaccard 匹配的字符验证方法。该方法首先利用 HSV 三通道直方图实现特征显著 SD 卡图像的快速验证。对于特征相似的 SD 卡, 在快速验证的基础上提出了一种精密验证方法。针对 SD 卡图像在验证过程中容易受到光照和旋转变化等因素干扰导致验证误差的问题, 通过提取 V 通道图像降低灰度值对光照的敏感程度, 通过提取像素的四方向梯度信息, 使得 HOG 特征向量具有抗旋转变化特性。针对传统相似度指标难以对高度相似字符进行准确验证的问题, 提出了一种中心化广义 Jaccard 系数精确量化特征向量的相似度, 提高了相似字符的验证精度, 以实现复杂场景下 SD 卡的高精度光学字符

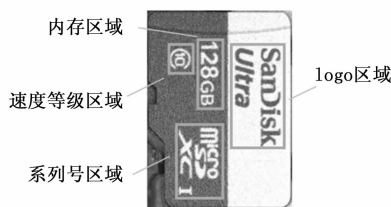
验证。

## 1 SD 卡 OCV 原理与存在的问题

OCV 工位实际采集的 SD 卡图像如图 1 (a) 所示, SD 卡结构可分为 logo、内存、速度等级、系列号 4 个功能区域, 如图 1 (b) 所示。SD 卡 OCV 的主要目标是检测待测图像 4 个功能区域的字符是否与模板图像一致, 从而判断打印程序是否出错。传统基于匹配的方法通常提取模板图像与待测图像的特征向量, 然后利用相似度指标计算向量之间的相似度值, 通过比较相似度值与设定阈值的大小判断二者是否相同。但是本文 SD 卡 OCV 场景较为复杂, 传统的简单特征匹配方法往往会引入较大误差。例如图 2 (a) 由于采集设备变化导致表面特征出现明暗动态变化的图像、图 2 (b) 由于机械定位误差导致出现微小旋转的图像, 传统特征提取方法会产生验证误差; SD 卡图像种类繁多, 对于图 2 (c) 特征高度相似的图像, 传统的相似度指标模型会产生计算误差。



(a) 实际生产环境下采集的 SD 卡图像



(b) SD 卡结构图

图 1 SD 卡示意图

基于以上分析, 本文设计了一种高精度的 SD 卡 OCV 算法, 算法主要包括快速检测模块和精密检测模块两部分, 具体流程如图 3 所示。首先对采集到的原始图像进行感兴趣区域 (ROI, region of interest, 如图 1 (a) 方框内区域所示) 粗划分, 保证 ROI 内只有一颗 SD 卡, 去除图像中其余的干扰目标, 在 ROI 内通过模板图像利用模板匹配算法定位到待测图像; 然后将模板图像和待测图像输入快速检测模块, 充分利用 HSV 三通道直方图特性, 以巴氏距离为测度, 分别计算二者的  $H$ 、 $S$ 、 $V_3$  个通道的直方图相似度, 若 3 个相似度值均小于设定的阈值, 则输出验证结果为“相异”; 若 3 个相似度值至少有一个大于设定的阈值, 则将模板图像和待测图像输入精密检测模块进行精密验证, 首先将图像划分为 4 个子检测区域 (如图 1 (b) 方框内区域所示), 提取灰度稳定性高的 V 通道图像, 然后利用改进的 HOG 特征提取四组特征向量, 最后基于本文提出的中心



图 2 生产过程中复杂多样的 SD 卡图像

化广义 Jaccard 系数计算四组特征向量的相似度值，选择最大的相似度值与设定的阈值进行比较，若大于阈值则输出验证结果为“相同”，否则输出“相异”。通过所述新算法快速检测和精密检测模块互补，提升复杂场景下 SD 卡 OCV 的精度与鲁棒性。

## 2 基于 HSV 颜色直方图的快速检测

SD 卡的种类多种多样，会出现模板图像和待测图像颜色、字符等特征相差较大的情况（如图 2 (a1) 和图 2 (b1) 所示），可以对此类 SD 卡进行快速验证。本文提出了一种基于 HSV 颜色直方图的快速检测方法，提高算法的整体运行效率。HSV 颜色空间<sup>[7-9]</sup>是由 RGB 颜色空间衍生出来的一种面向对象的色彩模型，其中 H (Hue) 表示色调，S (Saturation) 表示饱和度，V (Value) 表示亮度，这 3 个分量互相不会产生影响，对其中任何一个分量进行处理不会对其它两个分量造成任何的影响。HSV 颜色空间中的图像具有失真小、颜色逼真的特点，其构建是基于人类的视觉感知，色彩表现更符合人眼的视觉特性，能够准确地反应图像的颜色和灰度信息<sup>[10]</sup>，在机器视觉领域具有很高的应用价值。因此，在利用模板匹配算法定位到待测图像  $I$  后，将  $I$  和模板图像  $T$  由 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间，转换公式如下：

$$\max = \text{Max}[R/255, G/255, B/255] \quad (1)$$

$$\min = \text{Min}[R/255, G/255, B/255] \quad (2)$$

$$H = \begin{cases} 0 & \text{if } \max = \min \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{\max-\min} & \text{if } \max = R \text{ and } G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{\max-\min} + 360^\circ & \text{if } \max = R \text{ and } G < B \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{\max-\min} + 120^\circ & \text{if } \max = G \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{\max-\min} + 240^\circ & \text{if } \max = B \end{cases} \quad (3)$$

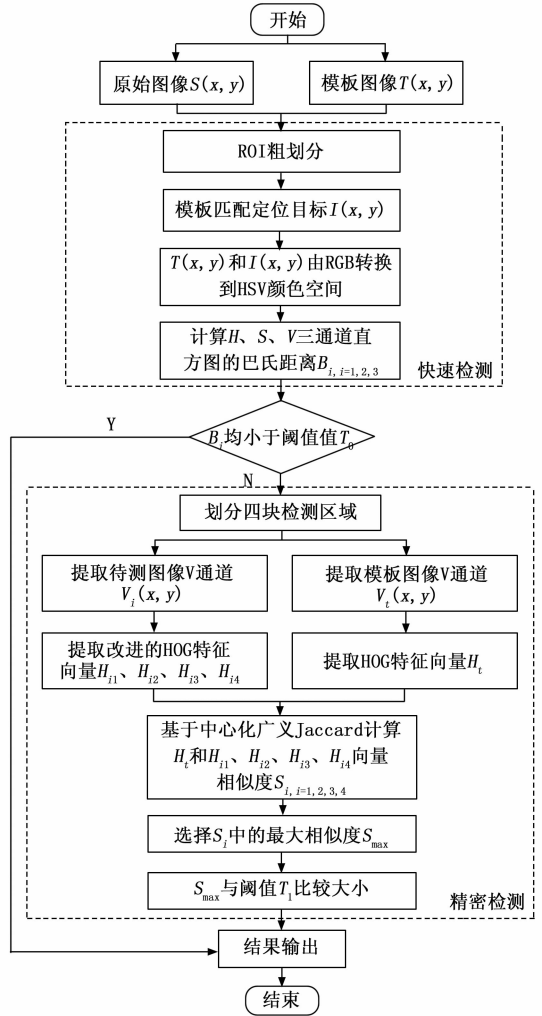


图 3 算法流程图

$$S = \begin{cases} 0 & \text{if } \max = 0 \\ \frac{\max - \min}{\max} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$V = \max \quad (5)$$

式中， $R$ 、 $G$ 、 $B$  分别表示图像中某一像素点的红、绿、蓝 3 个通道的像素值， $\max$  表示  $R$ 、 $G$ 、 $B$  像素值归一化之后的最大值， $\min$  表示  $R$ 、 $G$ 、 $B$  像素值归一化之后的最小值， $H$ 、 $S$ 、 $V$  表示转换后像素点的色调值、饱和度值和亮度值。

转换后利用巴氏系数计算  $I$  和  $T$  的  $H$ 、 $S$ 、 $V$  3 个通道的直方图相似度  $B_1$ 、 $B_2$ 、 $B_3$ ，分别与设定的阈值  $T_0$  进行比较，若  $B_1$ 、 $B_2$ 、 $B_3$  均小于阈值，则输出最终验证结果“相异”。巴氏系数<sup>[11]</sup>的计算方法如下：

$$BC(p, q) = \sum_{i=1}^N \sqrt{p(i) \cdot q(i)} \quad (6)$$

式中， $p(i)$ 、 $q(i)$  分别表示  $I$  和  $T$  直方图第  $i$  个灰度等级的概率分布， $N$  表示灰度等级的总个数。

为了验证 HSV 三通道直方图在快速检测方法上的有效性，选择图 2 (a1)、图 2 (b1) 两张表现特征相差较大的

SD 卡图像以及图 2 (c1)、图 2 (c2) 两张表观特征相似的 SD 卡图像作为对照样本进行相关试验, 图 4 为三通道直方图对比效果。计算得到图 2 (a1)、图 2 (b1) 两个样本的  $H$ 、 $S$ 、 $V$  直方图巴氏系数分别为 0.231、0.215、0.244; 图 2 (c1)、图 2 (c2) 两个样本的  $H$ 、 $S$ 、 $V$  直方图巴氏系数分别为 0.841、0.826、0.831。可见, 这两类样本的直方图巴氏系数相差很大, 阈值  $T$  可选取的范围为 0.3 至 0.8 之间, 本文选择的阈值为 0.55。

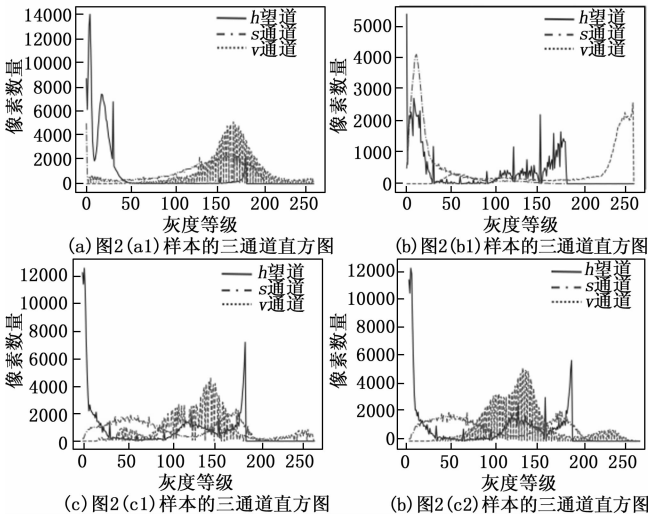


图 4 三通道直方图对比效果

### 3 基于改进 HOG 相似度的精密检测

当模板图像和待测图像表观特征相差较大时, 通过快速检测可以直接输出最终结果; 但是当二者特征相似时,  $H$ 、 $S$ 、 $V$  三通道直方图分布非常接近, 因此快速检测将无法完成准确判断, 会产生验证错误, 需要精密检测进一步进行验证。精密检测中特征提取和相似度指标是决定验证精度的两个关键环节。当模板图像和待测图像高度相似时, 微小旋转和光照变化引起的特征提取误差、相似度计算误差都会使得 OCV 验证精度下降。因此, 本文从特征提取和相似度指标两方面进行优化, 提出了一种改进 HOG 特征相似度的精密检测方法。

#### 3.1 改进的 HOG 特征提取算法

HOG 特征<sup>[12-15]</sup>是一种常用的形状特征, 它能够捕获图像的轮廓, 描述图像的边缘信息, 具有抗阴影和几何变换的优点。HOG 特征描述是通过统计图像中局部区域像素的梯度幅值和梯度方向来获取图像的特征, 其计算过程是一个区域特征组合的过程。根据预先设置的参数将待测图像划分为多个小块 (block), 每一个小块又可以划分为多个细胞单元 (cell), 每一个细胞单元可以根据像素的梯度信息计算得到一组特征向量。将小块内所有细胞单元的特征向量串联组合起来可以得到每一个小块的特征向量, 最后将所有小块的特征向量串联组合起来即可得到最终的 HOG

特征向量。

然而, 传统的 HOG 特征提取方法对于旋转和光照变化缺乏鲁棒性。传统 HOG 特征只考虑了单个像素水平和垂直方向上的梯度信息<sup>[16]</sup>, 不具备旋转不变性。此外, 当图像采集条件改变时, HOG 特征将包含光照变化的伪边缘。旋转和光照变化场景下的干扰特征将导致较大的 OCV 特征匹配计算误差。本文根据  $V$  通道图像灰度稳定性较高的特点, 以  $V$  通道图像作为原始输入图像, 提高 HOG 特征的光照鲁棒性。针对微小旋转图像引起的验证误差问题, 在传统 HOG 水平和垂直方向的基础上, 引入两条对角线方向的梯度信息, 对 HOG 特征向量进行增广, 使得 HOG 特征具备旋转鲁棒性。本文提出的改进 HOG 特征具体方法如下。改进后的 HOG 特征算法流程如图 5 所示。

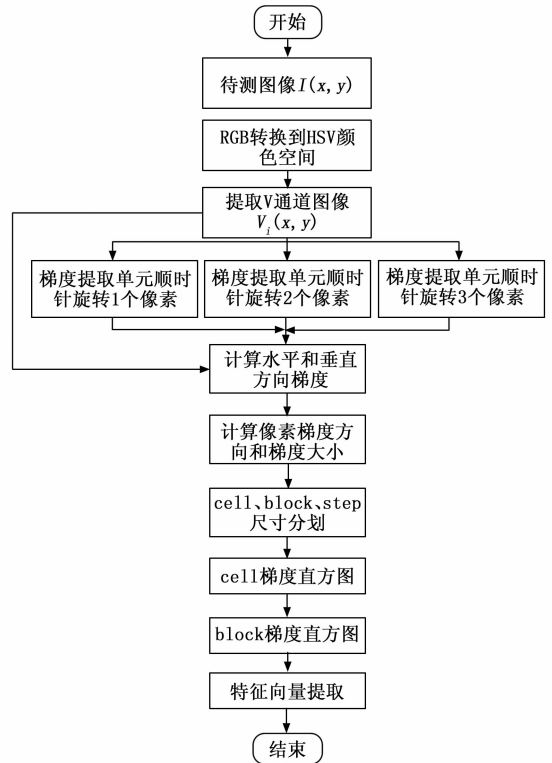


图 5 改进的 HOG 特征算法流程图

1) 将图像由 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间, 提取  $V$  通道图像  $V_i$ , 然后利用式 (7) 对  $V_i$  进行 Gamma 校正, 目的是减少由于光照不均匀引起的图像局部阴影的影响。

$$I_b(x, y) = I_a(x, y)^{\text{Gamma}} \quad (7)$$

式中,  $I_b(x, y)$  代表 Gamma 校正后的图像,  $I_a(x, y)$  代表原始输入的  $V$  通道图像, 本文中 Gamma 取 1/2;

2) 以  $3 \times 3$  个像素为梯度提取单元, 中心点  $p(x, y)$  为旋转中心, 将  $p(x, y)$  周围的 8 个像素点依次顺时针旋转 1、2、3 个像素, 梯度提取单元旋转示意图如图 6 所示。计算梯度提取单元无旋转以及旋转 3 次的梯度幅值和梯度方向。以梯度提取单元无旋转为例, 计算公式如式 (8);

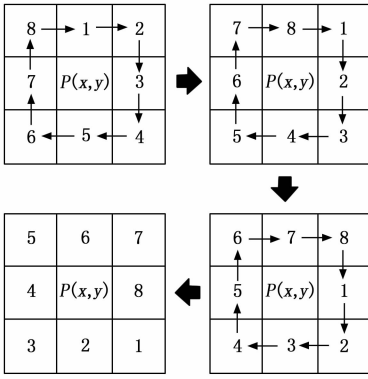


图 6 梯度提取单元旋转示意图

$$\begin{cases} G_x(x,y) = H(x+1,y) - H(x-1,y) \\ G_y(x,y) = H(x,y+1) - H(x,y-1) \\ G(x,y) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2} \\ \theta(x,y) = \arctan\left(\frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)}\right) \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $G_x(x,y)$ 、 $G_y(x,y)$ 、 $H(x,y)$  分别表示图像像素点  $(x,y)$  处的水平方向梯度、垂直方向梯度和像素值。 $G(x,y)$ 、 $\theta(x,y)$  分别表示图像像素点  $(x,y)$  处的梯度幅值和梯度方向。

3) 把图像分为尺寸相同的 cell, 将 cell 的梯度方向 180 度分为 9 个被称为 bin 的方向块, 即每 20 度划分为一个 bin, 统计各个 cell 内所有梯度提取单元无旋转以及旋转 3 次的梯度方向直方图, 对应的就是 4 个 9 维的特征向量;

4) 将  $2 \times 2$  个 cell 组合成一个 block, block 内所有 cell 的特征向量串联在一起得到此 block 的特征向量, 若一个 cell 的特征向量为 9 维, 那么一个 block 的特征向量为  $2 \times 2 \times 9 = 36$  维, 最终可以得到 4 个 36 维的 block 特征向量。对 block 的特征向量做归一化操作, 目的是进一步地降低光照和阴影对图像的影响, 公式如下:

$$s_i = \frac{s_i}{\sqrt{\|s_i\|_2^2 + \epsilon}} \quad (9)$$

式中,  $\epsilon$  是一个常量, 是为了防止分母等于 0, 本文中取 0.001;

5) 按照一定的步长沿着行列方向对图像进行滑动操作得到多个 block, 再计算每一个 block 的特征向量, 并将他们串联在一起即可得到最终的 4 个 HOG 特征向量  $H_{i1}$ 、 $H_{i2}$ 、 $H_{i3}$ 、 $H_{i4}$ 。传统 HOG 特征与改进的四方向 HOG 特征效果对比如图 7 所示。可见, 与传统 HOG 特征相比, 改进的四方向 HOG 特征保留了微小旋转图像更多的边缘细节, 对比度也有明显的提升。

### 3.2 基于中心化 Jaccard 系数的相似度计算方法

相似度指标能够量化特征向量相似程度, 决定了验证精度, 常见的相似度指标有夹角余弦<sup>[17]</sup>、相关系数<sup>[18]</sup>、广义 Jaccard 系数<sup>[19-22]</sup>等, 表达式如式 (10) ~ (12):



(a) 原图 (b) 传统 HOG 特征 (c) 四方向 HOG 特征  
图 7 传统 HOG 特征与四方向 HOG 特征效果对比

$$sim_{\cosine}(\vec{X}, \vec{Y}) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (10)$$

$$sim_{\text{correlation-coefficient}}(\vec{X}, \vec{Y}) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (11)$$

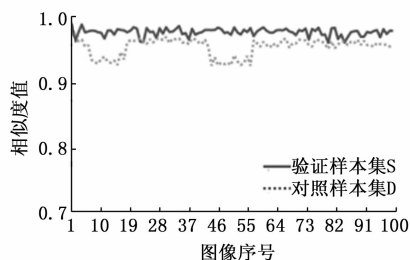
$$sim_{\text{generalized-jaccard}}(\vec{X}, \vec{Y}) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2 - \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i} \quad (12)$$

式中,  $sim_{\cosine}(\vec{X}, \vec{Y})$ 、 $sim_{\text{correlation-coefficient}}(\vec{X}, \vec{Y})$ 、 $sim_{\text{generalized-jaccard}}(\vec{X}, \vec{Y})$  分别代表夹角余弦、相关系数以及广义 Jaccard 系数计算的相似度值,  $\vec{X}$  为模板图像  $T$  的特征向量  $H_i$ ,  $\vec{Y}$  为待测图像  $I$  的特征向量  $H_i$ ,  $x_i$  和  $y_i$  分别为  $H_i$  和  $H_i$  的第  $i$  个元素,  $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  分别为  $H_i$  和  $H_i$  所有元素的平均值,  $n$  表示特征向量的总维数。

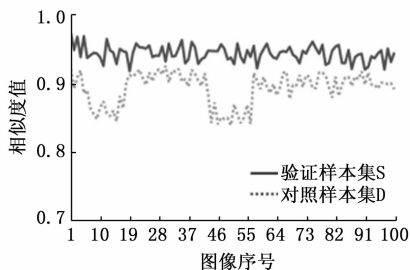
本文对这几种常见的相似度指标设计了对比试验。试验选择的模板图像为图 2 (c1) 红框区域的字符; 选择相同字符的 100 幅图像作为验证样本集  $S$ , 相似字符 (图 2 (c2) 红框字符所示) 的 100 幅图像作为对样本集  $D$ 。对比试验曲线如图 8 所示。其中, 夹角余弦和相关系数曲线在多个样本上出现了交叉, 类间方差很小, 将引入验证误差; 与之相比, 广义 Jaccard 系数曲线性能最佳, 类间方差增大, 但在个别样本 (如第 83 和 84 幅) 上仍然有交叉, 存在误分类的风险。可见相比于其他相似度指标, 广义 Jaccard 系数对相似字符具有更大的区分度。

广义 Jaccard 系数可以表示为两个向量的交集特征占并集特征的比例, 值越大表明二者越相似。由于本文提取出来的特征向量维数较大, 而字符相似部分的维数占总维数的比例较小, 广义 Jaccard 系数不能很好地放大此部分。考虑到广义 Jaccard 系数相比较其他相似度指标的优越性以及相似字符区分度上的潜力, 本文设计了一种中心化 Jaccard 系数, 表达式如下:

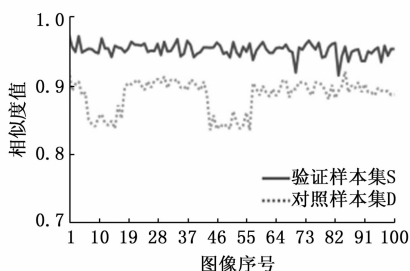
$$sim(\vec{X}, \vec{Y}) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 - \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})} \quad (13)$$



(a) 夹角余弦相似度曲线图



(b) 相关系数相似度曲线图



(c) 广义Jaccard系数相似度曲线图

图 8 3 种相似度指标计算的相似度曲线图

式中,  $sim(\vec{X}, \vec{Y})$  代表中心化 Jaccard 系数计算的相似度值,  $\vec{X}$  为模板图像  $T$  的特征向量  $H_i$ ,  $\vec{Y}$  为待测图像  $I$  的特征向量  $H_i$ ,  $x_i$  和  $y_i$  分别为  $H_i$  和  $H_i$  的第  $i$  个元素,  $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  分别为  $H_i$  和  $H_i$  所有元素的平均值,  $n$  表示特征向量的总维数。

改进后对特征向量进行了中心化处理, 用每一个元素减去所有元素的平均值。相比中心化前, 平方或相乘后的特征向量元素曲线分布更加均匀, 数据基本分布在原点上下, 从而能够更好地凸显两个特征向量的差异部分。改进的广义 Jaccard 系数曲线如图 9 所示, 数据无交叉且可以用一条阈值曲线 0.82 分开, 增大了类间方差, 提高了字符验证的准确性。

#### 4 试验设计与分析

为了验证本文所设计 OCV 算法的有效性, 采用现场采集到的 SD 卡图像进行了相关试验。试验环境为: AMD Ryzen 7 5800H, 16 GB 内存的 PC 机, Windows10 64 bit 操作系统。开发环境为: Visual Studio 2015, opencv3.4.6 库函数。

##### 4.1 相似字符验证性能对比试验

为了验证本文所提出的高度相似字符验证算法的有效性和稳定性, 设计了如下对比试验。试验图像集选用 4 个功能区域各 5 幅模板图像; 对于每幅模板图像, 选择相同

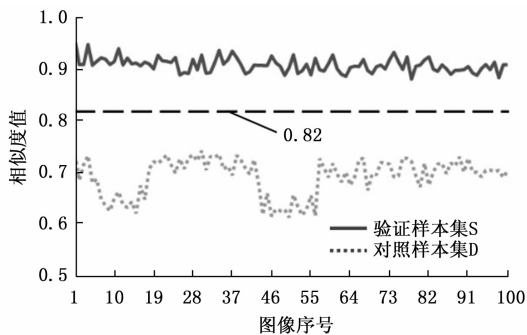


图 9 改进的广义 Jaccard 系数相似度曲线图

字符的 100 幅图像作为验证样本集, 相似字符的 100 幅图像作为对照样本集。使用夹角余弦、相关系数、归一化欧氏距离、夹角余弦和相关系数组合<sup>[23]</sup>、广义 Jaccard 系数以及改进的广义 Jaccard 系数 6 种相似度指标分别计算模板图像与验证样本集、对照样本集的相似度值, 共 100 组。为了直观观察相似度指标在 OCV 问题中的准确性, 计算 100 组相似度值的欧式距离, 距离越大, 表明类间方差越大, 相似度指标的分辨能力越强。欧氏距离计算公式如下:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{100} (x_i - y_i)^2} \quad (14)$$

式中,  $x_i$  和  $y_i$  分别为验证样本集和对照样本集图像的第  $i$  个相似度值。试验结果如图 10 所示。

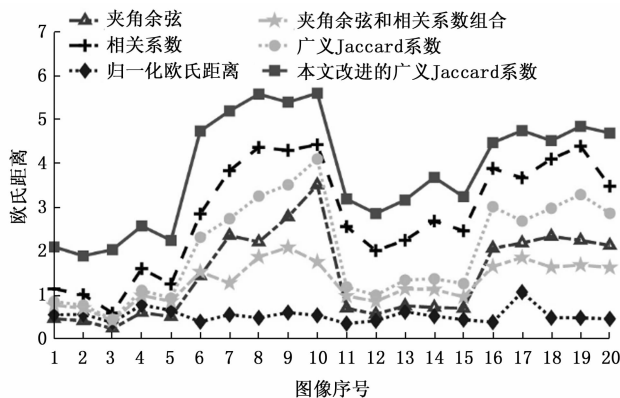


图 10 相似度指标检测性能对比图

试验结果表明, 对于 4 个功能区域的 20 幅模板图像, 改进的广义 Jaccard 系数相比于其他几种相似度指标计算得到的欧式距离都是最大的, 其中 logo 区域的平均欧式距离为 2.331, 内存区域的平均欧式距离为 5.240, 系列号区域的平均欧式距离为 3.471, 速度等级区域的平均欧式距离为 4.649, 且每一个检测区域的欧氏距离数据起伏较小, 可见其稳定性较高, 对相似图像具有较强的分辨能力。

##### 4.2 微小旋转字符验证性能对比试验

为验证本文所提出的微小旋转字符验证算法的有效性, 设计了如下试验。试验图像集选用 4 个子检测区域各 1 幅模板图像; 对于每幅模板图像, 选择同型号具有微小旋转的 100 幅验证样本集。基于传统 HOG 特征和改进的 HOG 特

征分别提取模板图像和待测图像的特征向量，对比特征向量相似度的大小。试验结果如图 11 所示。

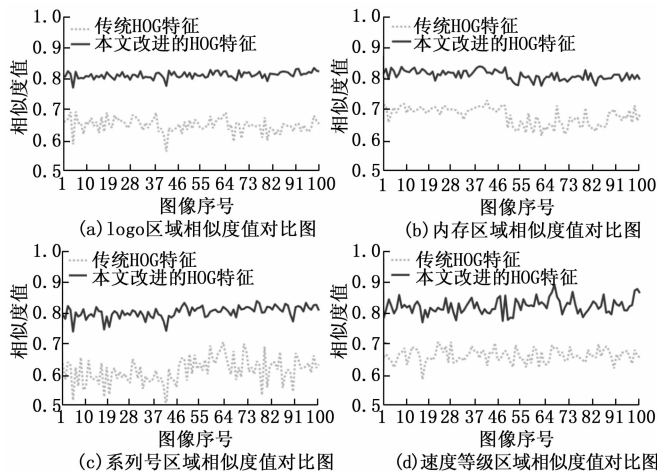


图 11 特征向量相似度对比结果图

试验结果表明，当图像出现微小旋转时，4 个功能区域的相似值均有明显的提升，分别平均提高了 0.163、0.132、0.188、0.159，验证了改进 HOG 特征抗旋转变化的有效性。

### 4.3 字符验证准确率消融试验

为验证本文提出的检测算法的准确率与鲁棒性，设计了如下消融试验。试验图像集选用 9 幅不同型号的模板图像；对于每幅模板图像，选择 3 种采集条件下各 20 幅图像作为验证样本集，共  $9 \times 3 \times 20 = 540$  幅。分别基于传统 HOG 特征 + 广义 Jaccard 系数 (HOG + Generalized Jaccard, HOG + G-Jaccard)、传统 HOG 特征 + 改进广义 Jaccard 系数 (HOG + Revised Generalized Jaccard, HOG + RG-Jaccard)、改进 HOG 特征 + 广义 Jaccard 系数 (Revised HOG + Generalized Jaccard, R-HOG + G-Jaccard) 以及本文提出的算法 (Revised HOG + Revised Generalized Jaccard, R-HOG + RG-Jaccard) 作为验证算法，共  $9 \times 540 = 4860$  项。验证准确率对比结果如表 1 所示。

表 1 验证准确率对比

验证算法	验证正确数量	准确率/%
HOG+G-Jaccard	4 572	94.07
HOG+RG-Jaccard	4 701	96.72
R-HOG+G-Jaccard	4 713	96.97
R-HOG+RG-Jaccard(proposed)	4 819	99.15

试验结果表明，本文所提出的算法与其他几种组合算法相比验证准确率最高，达到 99.15%，验证了算法的可行性与鲁棒性，能够满足生产要求。

## 5 结束语

本文综合分析 SD 卡 OCV 场景特点，设计提出了一种 SD 卡光学字符自动验证算法。该算法首先采用 HSV 三通直方图，实现了特征显著 SD 卡图像的快速验证；其次利

用 V 通道图像，提取多方向 HOG 特征，提高了微小旋转与光照变化场景下 OCV 的准确率；最后提出一种改进的中心化广义 Jaccard 系数，提高了相似度指标的量化精度，确保了特征相似 SD 卡图像的精密验证。通过相似字符和微小旋转字符验证性能对比试验，证明了本文改进 HOG 特征和中心化广义 Jaccard 系数的有效性；通过字符验证准确率消融试验，证明了本文所提出 OCV 算法的鲁棒性，具有良好的实用价值。

本文良好检测结果的前提是待测图像的精确定位，而模板匹配方法容易受到图像采集环境变化的影响，导致待测图像定位误差。因此，下一步将研究一种更鲁棒的目标定位方法，进一步提高算法检测精度。

### 参考文献:

- [1] LIN C H, WANG S H, LIN C J. Using convolutional neural networks for character verification on integrated circuit components of printed circuit boards [J]. Applied Intelligence, 2019, 49 (11): 4022 - 4032.
- [2] RIBEIRO F D S, CALIVA F, SWAINSON M, et al. An adaptable deep learning system for optical character verification in retail food packaging [C] //2018 IEEE Conference on Evolving and Adaptive Intelligent Systems (EAIS). IEEE, 2018: 1 - 8.
- [3] 刘毅飞, 张旭明, 丁明跃, 等. 归一化互相关灰度图像匹配的多核信号处理器实现 [J]. 计算机应用, 2011, 31 (12): 3334 - 3336.
- [4] 李胜辉, 史瑞芝, 叶 辉, 等. 结合颜色不变量和 ORB 特征的图像匹配算法 [J]. 包装工程, 2016, 37 (15): 18 - 23.
- [5] 左 川, 庞春江, 等. 基于改进 ORB 的抗视角变换快速图像匹配算法 [J]. 传感技术学报, 2018, 31 (11): 1714 - 1720.
- [6] 刘 欢, 郝矿荣, 丁永生, 等. 光照鲁棒的抗模糊新组合不变矩图像匹配方法 [J]. 传感技术学报, 2013, 26 (9): 1258 - 1264.
- [7] HU J, JIANG Q, CONG R, et al. Two-branch deep neural network for underwater image enhancement in HSV color space [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 2152 - 2156.
- [8] BARGSHADY G, ZHOU X, DEO R C, et al. The modeling of human facial pain intensity based on Temporal Convolutional Networks trained with video frames in HSV color space [J]. Applied Soft Computing, 2020, 97: 106805.
- [9] 晋丽榕, 王海梅, 徐丹萍, 等. 基于 LBP-HSV 模型及改进 SIFT 算法的行人再识别算法 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (5): 144 - 147.
- [10] 刘寿鑫, 龙 伟, 李炎炎, 等. 基于 HSV 色彩空间的低照度图像增强 [J]. 计算机工程与设计, 2021, 42 (9): 2552 - 2560.
- [11] BI S, BROGGI M, BEER M. The role of the Bhattacharyya distance in stochastic model updating [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 117: 437 - 452.
- [12] XIANG Z, TAN H, YE W. The excellent properties of a dense grid-based HOG feature on face recognition compared to

- Gabor and LBP [J]. IEEE Access, 2018, 6: 29306 - 29319.
- [13] 耿庆田, 赵浩宇, 于繁华, 等. 基于改进 HOG 特征提取的车辆识别算法 [J]. 中国光学, 2018, 11 (2): 174 - 181.
- [14] BAKHEET S, Al-HAMADI A. A framework for instantaneous driver drowsiness detection based on improved HOG features and naive Bayesian classification [J]. Brain Sciences, 2021, 11 (2): 240.
- [15] 李 闯, 陈张平, 王 坚, 等. 基于优化 HOG 特征计算的非完整人体特征检测 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (11): 238 - 242.
- [16] 杨 松, 李盛阳, 邵雨阳, 等. 基于改进 HOG 特征的建筑物识别方法 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54 (7): 196 - 200.
- [17] PARK K, HONG J S, KIM W. A methodology combining cosine similarity with classifier for text classification [J]. Applied Artificial Intelligence, 2020, 34 (5): 396 - 411.
- [18] ALSAQR A M. Remarks on the use of Pearson's and Spearman's correlation coefficients in assessing relationships in ophthalmic data [J]. African Vision and Eye Health, 2021, 80 (1): 10.
- [19] ERTL O. PROBMINHASH. A class of locality-sensitive hash algorithms for the (probability) jaccard similarity [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2020, 34 (7): 3491 - 3506.
- [20] LI B, GAO M, MA L, et al. Web application-layer DDOS attack detection based on generalized Jaccard similarity and information entropy [C] // International Conference on Artificial Intelligence and Security. Springer, Cham, 2019: 576 - 585.
- [21] ZHANG D, YOU X, LIU S, et al. Multi-colony ant colony optimization based on generalized jaccard similarity recommendation strategy [J]. IEEE Access, 2019, 7: 157303 - 157317.
- [22] BAG S, KUMAR S K, TIWARI M K. An efficient recommendation generation using relevant Jaccard similarity [J]. Information Sciences, 2019, 483: 53 - 64.
- [23] 魏祥坡, 余旭初, 付琼莹, 等. 光谱角余弦与相关系数测度组合的光谱匹配分类方法与实验 [J]. 地理与地理信息科学, 2016, 32 (3): 29 - 33.
- 上接第 227 页
- [5] 薛镇涛, 陈 建, 张自超, 等. 基于复杂地块凸划分优化的无人机覆盖路径规划 [J]. 航空学报, 2022, 43 (12): 403 - 417.
- [6] 陈超勇, 熊禾根, 陶 永, 等. 基于高效模板法与动态窗口法的服务机器人全覆盖路径规划方法 [J]. 高技术通讯, 2020, 30 (9): 949 - 958.
- [7] 胡致远, 王 征, 杨 洋, 等. 基于人工鱼群-蚁群算法的UUV三维全局路径规划 [J]. 兵工学报, 2022, 43 (7): 1676 - 1684.
- [8] 商高高, 刘 刚, 韩江义, 等. 园艺电动拖拉机作业全覆盖路径规划算法研究 [J]. 农机化研究, 2022, 44 (9): 35 - 40.
- [9] 江静岚. 神经元活性引导机器人脱困的全覆盖路径规划 [J]. 机械设计与制造, 2022 (6): 295 - 299, 304.
- [10] 程晓明, 刘银华, 赵文政. 面向大型三维结构检测的多机器人覆盖路径规划方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29 (1): 246 - 253.
- [11] 王 伟, 张彦斐, 宫金良, 等. 基于自适应升温模拟退火算法的农业机器人全区域覆盖策略 [J]. 华南农业大学学报, 2021, 42 (6): 126 - 132.
- [12] 罗承铭, 熊陈文, 黄小毛, 等. 四边形田块下油菜联合收获机全覆盖作业路径规划算法 [J]. 农业工程学报, 2021, 37 (9): 140 - 148.
- [13] 刘春磊, 张宏立, 王 聪. 基于覆盖路径弧的无人机桥梁激光扫描路径规划 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58 (8): 440 - 451.
- [14] 许伦辉, 林世城. 基于分治思想的扫地机器人全覆盖路径规划算法研究 [J]. 广西师范大学学报 (自然科学版), 2021, 39 (6): 54 - 62.
- [15] 刘洋成, 耿端阳, 兰玉彬, 等. 基于自动导航的农业装备全覆盖路径规划研究进展 [J]. 中国农机化学报, 2020, 41 (11): 185 - 192.
- [16] 钱金伟, 戴晓强, 高宏博, 等. 基于内螺旋搜索的生物激励遍历路径规划算法 [J]. 计算机仿真, 2021, 38 (9): 339 - 343, 394.
- [17] 时梦楠, 崔 博, 王佳俊, 等. 复杂施工条件下无人碾压机群协同全覆盖路径规划研究 [J]. 水利学报, 2020, 51 (12): 1544 - 1557.
- [18] 罗志远, 丰 硕, 刘小峰, 等. 一种基于分步遗传算法的多无人清洁车区域覆盖路径规划方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34 (8): 43 - 50.
- [19] 朱大奇, 朱婷婷, 颜明重. 基于改进神经网络的多 AUV 全覆盖路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2020, 32 (8): 1505 - 1514.
- [20] 毕 桂. 染色体重组鱼群算法的机器人导航路径规划 [J]. 机械设计与制造, 2021, 42 (6): 197 - 201.
- [21] 王南轶, 黄诗雯, 熊兴福. 基于改进人工鱼群的模糊图像自适应增强算法 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (10): 229 - 233.
- [22] 吴剑杰. 改进的人工鱼群算法求解 TSP 问题的研究 [J]. 科技通报, 2021, 37 (8): 66 - 70.
- [23] 郭 凡, 何 柳, 侯媛彬, 等. 改进人工鱼群的移动机器人避障寻优算法 [J]. 应用科技, 2021, 48 (3): 41 - 45, 72.
- [24] 赵 红, 赵德润, 王 宁, 等. 改进型 BINN 算法应用在无人船优先区域覆盖路径规划的研究 [J]. 中国造船, 2020, 61 (2): 91 - 102.
- [25] 焦合军, 周万春, 施进发, 等. 基于云计算的果园移动机器人动态路径规划 [J]. 机械设计与研究, 2021, 37 (2): 45 - 49, 65.
- [26] 白丽丽, 宋初一, 许丽艳, 等. 基于改进量子旋转门人工鱼群算法的 K-means 聚类算法及其应用 [J]. 计算机应用研究, 2022, 39 (3): 797 - 801, 806.