

# Application Research of Feature Extraction Method of Power Equipment Nameplate

Yanzhi Wu<sup>1</sup>, Zhi Li<sup>2</sup>, Yong Wang<sup>3\*</sup>, Zhilang Huang<sup>3</sup>, Zhiyao Zheng<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Hangzhou Xuejun High School of Zhejiang Province, Hangzhou Zhejiang

<sup>2</sup>Zhejiang Huadian Equipment Detection Institute Co. Ltd., Hangzhou Zhejiang

<sup>3</sup>China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan Hubei

Email: \*Yongwang@cug.edu.cn

Received: Nov. 1<sup>st</sup>, 2019; accepted: Nov. 14<sup>th</sup>, 2019; published: Nov. 21<sup>st</sup>, 2019

---

## Abstract

In the feature extraction problem of power equipment nameplate image, because of its similar underlying features, traditional feature extraction methods often fail to obtain better feature representation. On the other hand, with the development of invariant feature extraction methods in recent years, the feature algorithm based on multi-scale space represented by SIFT algorithm has a good performance in feature representation. In this paper, the SIFT method and its improved SURF and ORB algorithms are applied to the extraction of power equipment nameplate features. The experimental results show that SURF is the most suitable feature extraction algorithm for power equipment nameplate images.

## Keywords

Power Equipment Nameplate, SIFT, Multi-Scale Feature Extraction

---

## 电力设备铭牌特征提取方法的应用研究

吴彦直<sup>1</sup>, 李志<sup>2</sup>, 王勇<sup>3\*</sup>, 黄志朗<sup>3</sup>, 郑志曜<sup>2</sup>

<sup>1</sup>杭州市学军中学, 浙江 杭州

<sup>2</sup>浙江华电器材检测研究所有限公司, 浙江 杭州

<sup>3</sup>中国地质大学(武汉), 湖北 武汉

Email: \*Yongwang@cug.edu.cn

收稿日期: 2019年11月1日; 录用日期: 2019年11月14日; 发布日期: 2019年11月21日

---

## 摘要

电力设备铭牌图像在特征提取问题上, 由于其本身的底层特征较为相似, 采用传统的特征提取方法往往  
\*通讯作者。

文章引用: 吴彦直, 李志, 王勇, 黄志朗, 郑志曜. 电力设备铭牌特征提取方法的应用研究[J]. 计算机科学与应用, 2019, 9(11): 2084-2097. DOI: 10.12677/csa.2019.911234

无法得到较好的特征表达。另一方面,随着近年来科学家们对基于不变性特征提取方法的研究逐渐兴起,以SIFT算法为代表的基于多尺度空间的特征算法在特征表达上具有良好的表现。本文针对SIFT方法,以及其改进的SURF和ORB算法在电力设备铭牌特征提取上的应用进行研究,并通过实验分析得到最适于电力设备铭牌图像的特征提取算法。

## 关键词

电力设备铭牌, SIFT, 多尺度特征提取

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

电力设备铭牌图像作为一种特殊的图像,其纹理和颜色信息相对单一,而且设备铭牌图像采集过程中受到光照等条件影响,其图像的特征提取是业界一个关键技术问题。

传统基于内容的特征提取方法主要是针对图像形状特征的展开研究,分为基于区域的特征提取方法和基于角点的特征提取方法两种。因为这两种特征提取方法对图像中的特定属性十分敏感,受尺度和光照变化等影响,无法提取稳定的图像特征信息,所以不适合电力设备铭牌图像的特征提取。

随着 Lowe 提出了完整的尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)算法[1],针对图像特征表达的研究工作逐渐转向局部特征表达上[2],相比于传统的基于内容特征提取方法,SIFT 特征提取能够在不同的光照、旋转、尺度变化图像上提取稳定的特征点,同时对图像局部区域特征相似点有较好的匹配能力[3] [4]。因此,对于电力设备铭牌图像而言,与传统的特征提取方法相比,SIFT 特征提取是更好的特征提取方法。在 SIFT 算法的基础之上,又进一步改进产生了 SURF 算法和 ORB 算法[5] [6]。

本文具体分析了以上三种特征提取算法,进而对不同变化处理后的铭牌图像数据应用这三种算法进行特征提取以及匹配实验。实验结果表明,对于电力设备铭牌图像而言,SURF 算法是适合的特征提取算法。

## 2. 尺度不变特征变换算法

David G. Lowe 教授经过多年的研究,在 2004 年提出基于尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法,该算法将提取特征的过程分为四个步骤:在尺度空间上检测极值点、精确定位关键点位置、计算关键点主方向、计算特征点描述子。SIFT 算法在实现原理上,最关键的部分就是在图像中构建多尺度空间,利用高斯金字塔寻找对尺度、光照、旋转等变化不敏感的特征点,使得提取的特征点具有较强的鲁棒性[1]。

### 2.1. 尺度空间极值点检测

尺度空间是指把某个特定核函数和原有的图像函数做卷积处理从而得到一组单参数的函数族,该函数族被称为尺度空间[7]。

在二维图像空间中,高斯核函数  $G(x, y, \sigma)$  被证实是尺度空间中的唯一空间核函数,因此常用作建立尺度空间的处理方法,高斯函数表达式如下表示:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}{2\sigma^2}\right)$$

利用高斯核函数  $G(x, y, \sigma)$  对图像进行卷积运算后, 得到图 1 所示的高斯尺度空间[8], 也成为高斯金字塔。

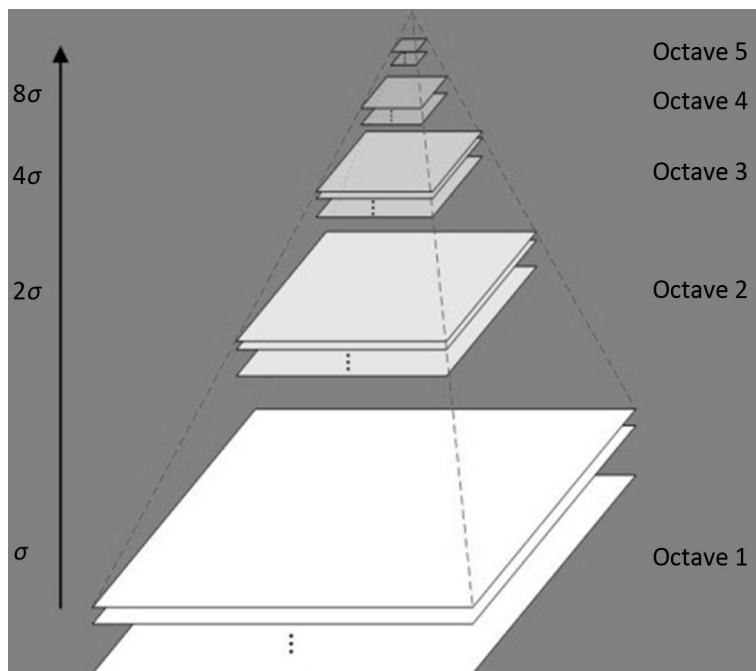


Figure 1. Gaussian scale-space  
图 1. 高斯尺度空间

实际的计算过程中, 高斯差分函数(Difference of Gaussian, DoG)比高斯函数更具有健壮性。因此 SIFT 算法在实现上采用 DoG 函数尺度空间, DoG 的尺度空间记为  $D(x, y, \sigma)$  :

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned}$$

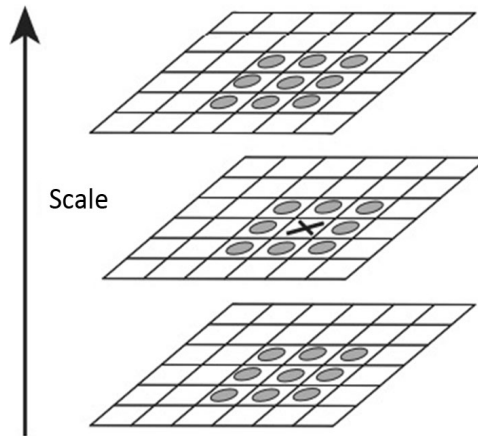
通过上式构建得到图像尺度空间后, SIFT 算法首先就是需要找出尺度空间的极值点作为备选特征点, 其检测过程如图 2 所示。

假设上图中的“×”是目标检测点, 将该点与图中空间上相邻的 26 个点的像素值进行比较, 如果该点的像素值为最大或最小值, 那么则将该点记为候选特征点。

## 2.2. 精确定位特征点

为了在连续空间上得到精确位置的特征点, SIFT 算法利用子像素插值法(Sub-pixel Interpolation)将图像中的离散数据进行拟合, 得到特征点的精确位置和尺度信息[9]。

在 DoG 尺度空间里, 图像函数的极大值在图像的横跨边缘出现主曲率较大且竖直边缘主曲率较小的情况。为了消除图像边缘响应, 从而进一步精确确定特征点位置, SIFT 算法需要降低 DoG 函数极大值的主曲率对图像边缘的影响[10]。特征点的主曲率是根据其所在图像尺度上的 Hessian 矩阵计算得到, Hessian 矩阵的表达式如下:



**Figure 2.** Extreme point detection in Gaussian differential scale-space  
**图 2.** 高斯差分尺度空间极值点检测

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$$

在上式中， $D_{xx}$  为 DoG 空间中，某一尺度下图像在计算  $X$  方向二次导数的值。矩阵  $D$  的主曲率和 Hessian 矩阵  $H$  的特征值呈线性关系，令  $\alpha$  为矩阵  $H$  的最大特征值， $\beta$  为矩阵  $D$  的最小特征值，得到  $\alpha$  和  $\beta$  的线性关系表达式：

$$\alpha = \gamma\beta$$

上述过程可以化简为以下公式：

$$\begin{aligned} Tr(H) &= D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \\ Det(H) &= D_{xx} \cdot D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha \times \beta \\ \frac{Tr(H)}{Det(H)} &= \frac{\alpha + \beta}{\alpha \times \beta} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \end{aligned}$$

当  $\alpha$  和  $\beta$  的比值越大时， $Tr(H)$  与  $Det(H)$  的比值最大，此时说明图像在某个方向上梯度值与另一梯度值的差值越大，这种情况正好符合图像边缘的特征特点，为了去除特征点的边缘响应，需要将  $\gamma$  设置一个阈值范围，并对上式做进一步判断[11]：

$$\frac{Tr(H)}{Det(H)} < \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma}$$

Lowe 在论文中认为  $\gamma$  取值为 10 能得到最好的效果。

### 2.3. 计算特征主方向

SIFT 在计算特征主方向上，首先选特征点所在的尺度大小为  $3\sigma$  的邻域范围内像素点集，计算邻域像素点的梯度幅度和梯度方向，具体计算公式如下所示，其中  $L(x, y)$  表示图像中特征点所在尺度的空间值。像素梯度：

$$gradI(x, y) = \left( \frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right)$$

梯度幅值:

$$m(x,y) = \sqrt{[L(x+1,y) - L(x-1,y)]^2 + [L(x,y+1) - L(x,y-1)]^2}$$

梯度方向:

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} \left[ \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \right]$$

得到特征点邻域像素的梯度和方向等信息后, 利用 360°的梯度方向直方图进行梯度方向统计。梯度方向直方图以 10°为单位设立一个柱(bin), 共有 36 个柱, 并将相应的梯度方向统计到对应的柱上。

特征点的主方向根据这个梯度方向直方图进行选取。如图 3 所示, 其中编号为(5)的柱统计的统计值最高, 因此将该柱对应的方向设为特征点的主方向, 另外编号为(2)和(8)的柱高于主方向柱高度的 80%, 因此将这两个柱对应的方向设为特征点辅方向。

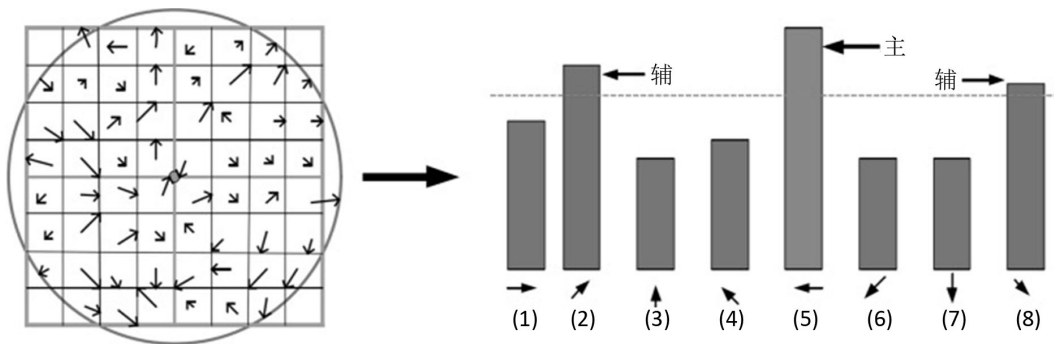


Figure 3. Sketch map of selecting direction of feature points  
图 3. 选取特征点方向示意图

### 2.4. 计算特征描述子

SIFT 特征描述子是在 DoG 尺度空间中统计特征点的周围像素梯度得到, 具体过程是: 首先划分特征点邻近的像素为若干个子区域, 并计算和统计每块子区域的梯度直方图, 最终将每个直方图的结果组成一个特征表达向量。

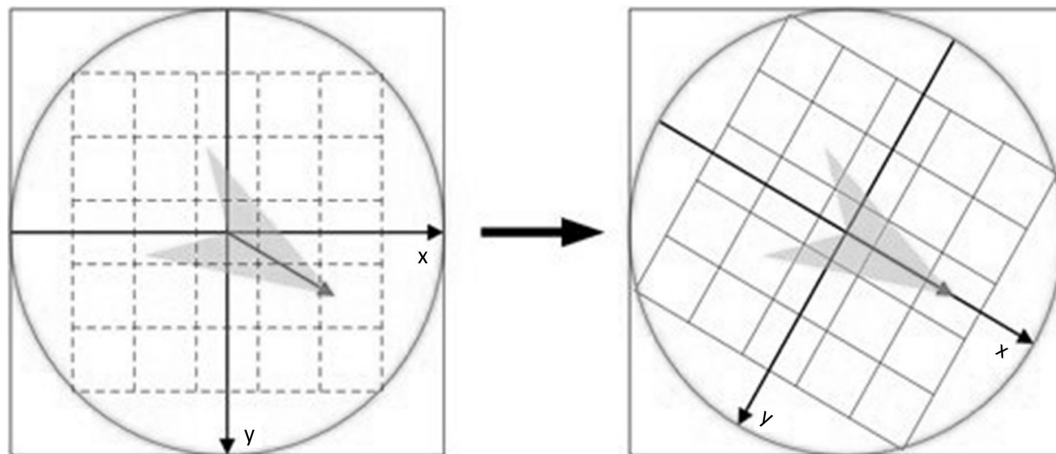


Figure 4. Rotation of coordinate system to main direction of feature point  
图 4. 坐标轴旋转到特征点主方向

如图 4 所示,为了让特征描述子具有旋转不变性,在计算描述子之前需要将特征点坐标轴转到主方向上。旋转后,在以特征点为中心的 $16 \times 16$ 邻域范围里,计算每个像素点的梯度幅值和方向,并以 $4 \times 4$ 像素为单位进行高斯加权统计(如图 5 所示),将统计结果分配到 8 个方向上,最终将 $4 \times 4$ 个子区域的统计结果转化为一维向量,即得到 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的特征向量。

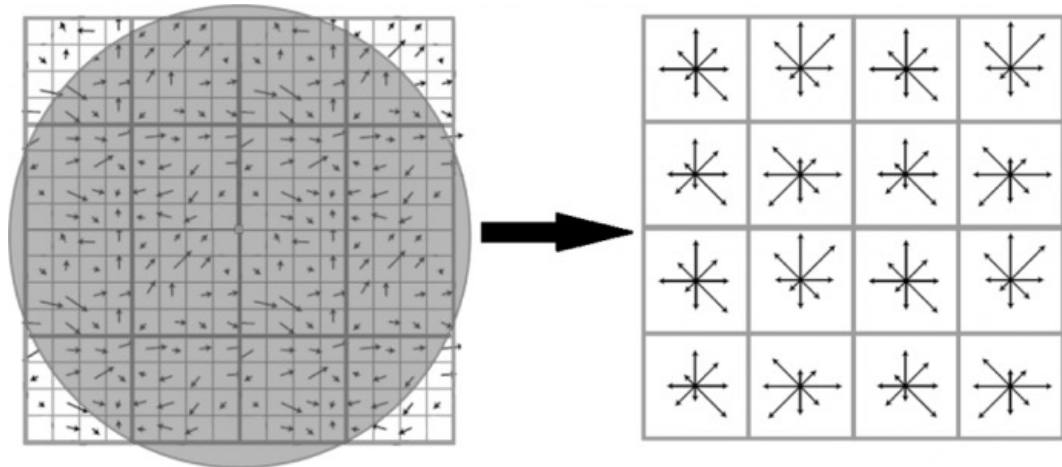


Figure 5. Expression process of SIFT descriptor  
图 5. SIFT 描述符表达过程

### 3. 改进的 SIFT 算法

SIFT 虽然能够在一定程度上保证了图像特征的不变性,但是仍然存在一定的不足,比如计算过程复杂、特征描述子的向量过大等问题。为了解决 SIFT 算法的不足,后来许多研究学者提出了改进的方案,其中 SURF 和 ORB 算法是其中较为成熟的改进方法。

#### 3.1. SURF 算法

Herbert Bay 教授在 2006 年提出加速鲁棒特征(Speeded-Up Robust Features, SURF)算法,该算法是基于 SIFT 算法的改进。SURF 算法在实现原理上与 SIFT 大致相同,在保持了 SIFT 算法中对尺度、光照、旋转、仿射等变化鲁棒性强的特点的同时,针对 SIFT 算法在设计中存在耗时长、特征描述子维度过大的问题进行了优化。

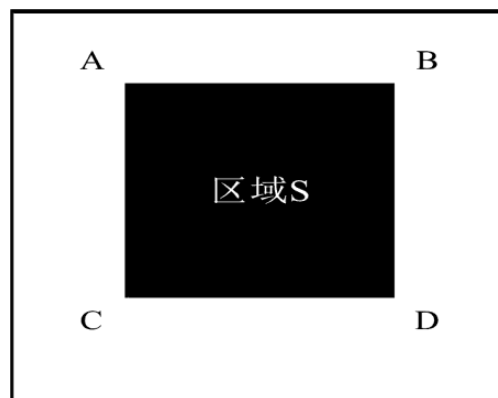


Figure 6. Computation of S area in the image  
图 6. 计算图像 S 区域面积

### 3.1.1. 积分图像

SURF 算法利用过了积分图像能够快速得到图像中任意区域的像素和。以图 6 为例，利用积分图像的公式可以快速得到区域 S 的像素值之和，其计算过程如下式所示。

$$I_{\Sigma}S = A + D - B - C$$

### 3.1.2. 方格滤波器

SURF 算法在构建尺度空间过程中，采用了方格滤波器来替代 Gaussian 滤波器，图 7 和图 8 对比了在二维平面上，两种滤波器设计的不同。

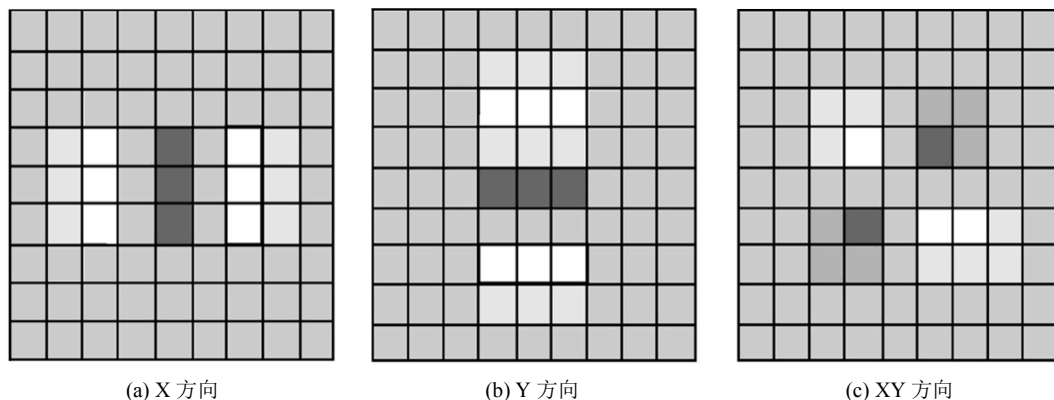


Figure 7. Second order Gaussian filter  $L(X, \sigma)$

图 7. 二阶高斯滤波器  $L(X, \sigma)$

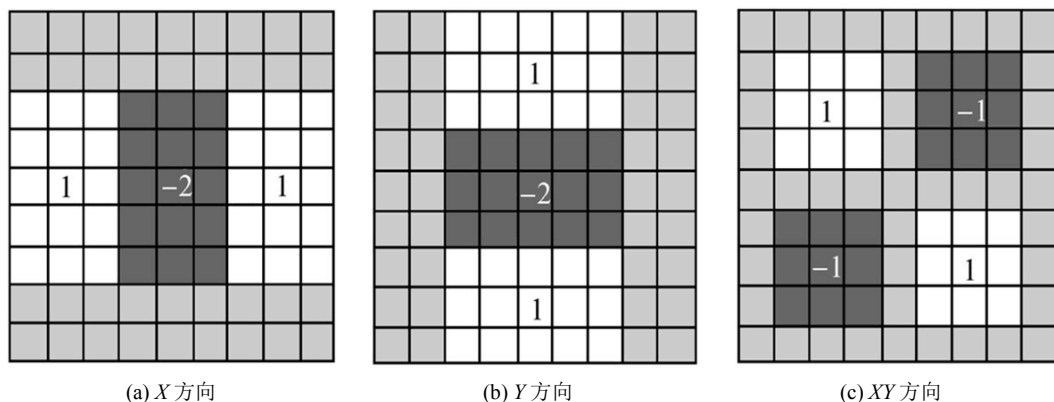


Figure 8. Second order grid filter

图 8. 二阶方格滤波器

显然，在实现上相较于 SIFT 算法采用的高斯滤波器，方格滤波器实现原理简单，处理速度更快，因此提高了 SURF 算法的处理效率[12] [13]。

### 3.1.3. Haar 小波

Haar 小波是一种结构简单，且能够检测水平和垂直方向的梯度变化的滤波器。SURF 利用图 9(a)的 Haar 滤波器计算图像在水平方向的梯度，(b)计算垂直方向的梯度。

SURF 算法利用 Haar 小波计算特征点邻域的 Haar 响应结果作为其特征方向，另外在计算特征描述子过程中，SURF 算法统计特征点周围的  $5\sigma \times 5\sigma$  区域的 Haar 小波系数，得到一个 64 维的特征向量。



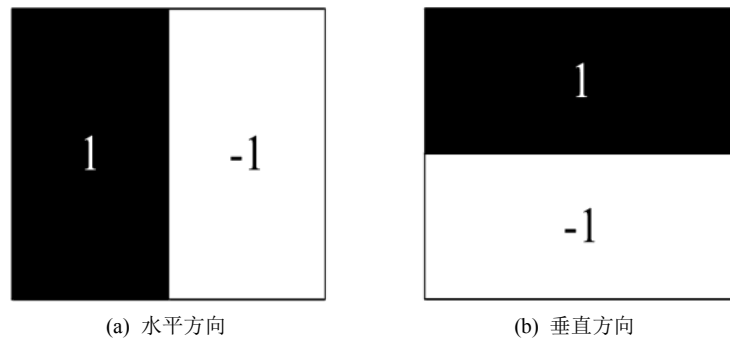


Figure 9. Haar wavelet with different direction  
图 9. 不同方向的 Haar 小波

### 3.2. ORB 算法

ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法是一种基于二进制描述子的特征检测算法，该算法结合了 FAST 算法和 BRIEF 算法两种算法并加以改进。

FAST 的主要思想是：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。BRIEF 是一种基于二进制编码的特征点描述方法，具有匹配迅速的特点。

ORB 的改进思路为：在检测特征点过程中，ORB 利用 Harris 角点来限定 FAST 角点；在计算特征描述子上利用强度质心(intensity centroids)方法，提高特征描述子在特征方向描述能力。因此 ORB 算法具备了出色的算法实时性，同时在图像特征表达上也具备一定的稳健性[14]。

#### 3.2.1. 特征点检测

FAST 角点检测是在检测点周围邻域上比较差值大小，如图 10 所示，检测点  $P$  比较其周围 16 个点的像素值差值，若有足够多的周围点与检测点的像素差值超过阈值，即上述 16 个点的差值的平均值，则认为该点为特征点。

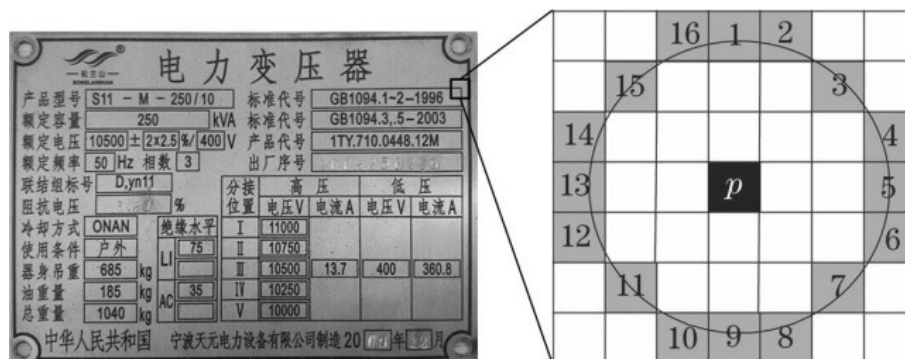


Figure 10. Detecting feature points  
图 10. 检测特征点

ORB 算法则增加了 Harris 检测对特征点进行排序，加入了响应函数，并在多尺度空间金字塔中计算 FAST 角点，增加了特征点的尺度不变性。

#### 3.2.2. 计算特征主方向

ORB 算法在计算特征主方向上，利用极值点与质心的灰度偏移量作为特征方向。假设特征点的邻域矩阵  $M_{p,q}$  的计算公式为：



$$M_{p,q} = \sum_{(x,y) \in S} x^p y^q I(x,y)$$

其中,  $I(x,y)$  表示像素的灰度值,  $S$  表示特征点邻域范围, 其质心  $C$  的表达式为:

$$C = \left( \frac{M_{1,0}}{M_{0,0}}, \frac{M_{0,1}}{M_{0,0}} \right)$$

特征点的主方向为该点和质心  $C$  的夹角  $\theta$  的表达式如下:

$$\theta = \arctan(M_{0,1}, M_{1,0})$$

### 3.2.3. 计算特征描述子

如图 11 所示, ORB 算法采用了 BRIEF 算法的思想, 将若干个像素点对进行像素差值比较, 得到若干长度的比特串作为特征描述子。为了提高对像素点的噪声容忍性, ORB 选择  $5 \times 5$  的区域来替代像素点的比较, 并且计算该区域的像素平均灰度值进行比较。

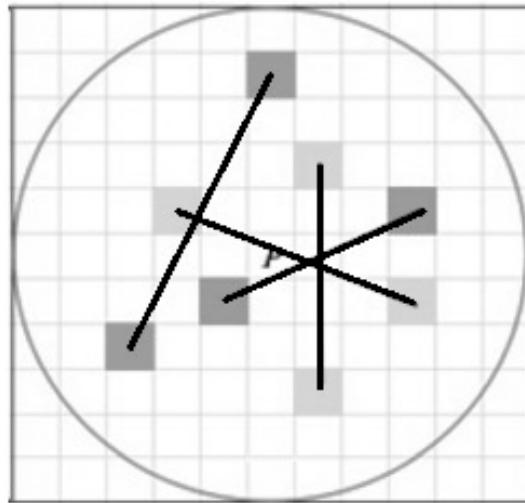


Figure 11. Selecting point pairs based on BRIEF  
图 11. BRIEF 选取若干点对

另一方面, 为了得到具有旋转不变性的特征描述子, ORB 算子将得到的特征方向  $\theta$ , 计算旋转矩阵  $R_\theta$ , 计算公式如下:

$$R_\theta = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}$$

最后将旋转矩阵对特征描述子主方向校正, 得到具有旋转不变性的特征描述子。

## 4. 电力设备铭牌特征提取实验

电力设备铭牌图像是一类特殊的图像, 其纹理和颜色信息相对单一, 如图 12 所示, 电力设备铭牌局部范围经常出现较高的相似性, 而在整体性上则很少出现相似情况。基于这一特性, 采用局部特征的提取方法十分适合应用在电力设备铭牌的特征提取场景。

### 4.1. 实验数据

本文采用 5 幅来自不同厂家的电力设备铭牌图像作为实验的原始图像, 并且对每个原始图像做放缩、

模糊、仿射、裁切、加噪、旋转共 6 种变换, 因此每幅原始图像共产生 6 幅变化图像, 将原始图像与对应的 6 幅变化图像分为一组, 最终得到 5 组电力设备铭牌图像实验数据, 图 13 展示了其中一组的实验图像。



Figure 12. Nameplate of electrical equipment  
图 12. 电力设备铭牌

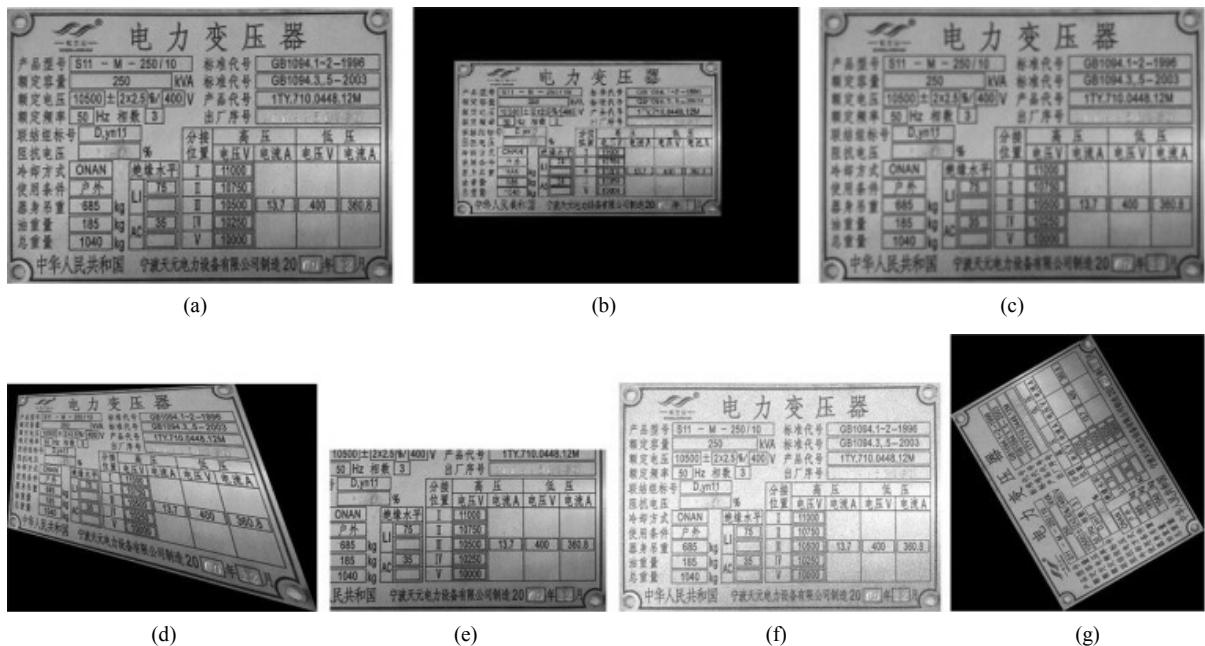


Figure 13. Change processing on nameplate of electrical equipment; (a) Original; (b) Zoom; (c) Slur; (d) Affine; (e) Cut; (f) Adding noise; (g) Rotate

图 13. 电力设备铭牌图像变化处理; (a) 原图; (b) 缩放; (c) 模糊; (d) 仿射; (e) 裁切; (f) 加噪; (g) 旋转

## 4.2. 评价标准

### 4.2.1. 特征位置分散性及不变性

从视觉角度看, 特征位置是最为直观的评价维度。对于特征位置评价标准而言, 主要考察其分散性以及不变性。对于一幅图像, 若提取特征点越分散, 表示其特征对图像的覆盖性更广, 所提取的特征信息集合表达越全面。

### 4.2.2. 特征提取效率

本文对特征提取算法评价从时间、特征数量和单位时间提取特征个数三个层面对特征提取算法的效率进行综合性评价。

### 4.2.3. 正确率和召回率

正确率和召回率是对图相匹配评价的重要指标。准确率是指算法所得到的两幅图像的匹配对中, 正确匹

配对数量与得到的匹配对数量的比值；召回率是指正确匹配对数量与图像提取特征点数量的较小值的比值。

### 4.3. 实验结果分析

本文采用 SIFT、SURF 和 ORB 算法采用三种特征提取算法分别提取每幅图像的特征，图 14~16 为三种算法在提取不同变化的电力设备铭牌图像特征效果。

可以看出，SIFT、SURF 和 ORB 算法都能够准确发现电力设备名牌图像中的角点位置，并提取特征点，但从特征点位置的分散性和稳定性而言，ORB 算法稍显不足，相比而言，SIFT 和 SURF 算法则具备更好的稳定性。

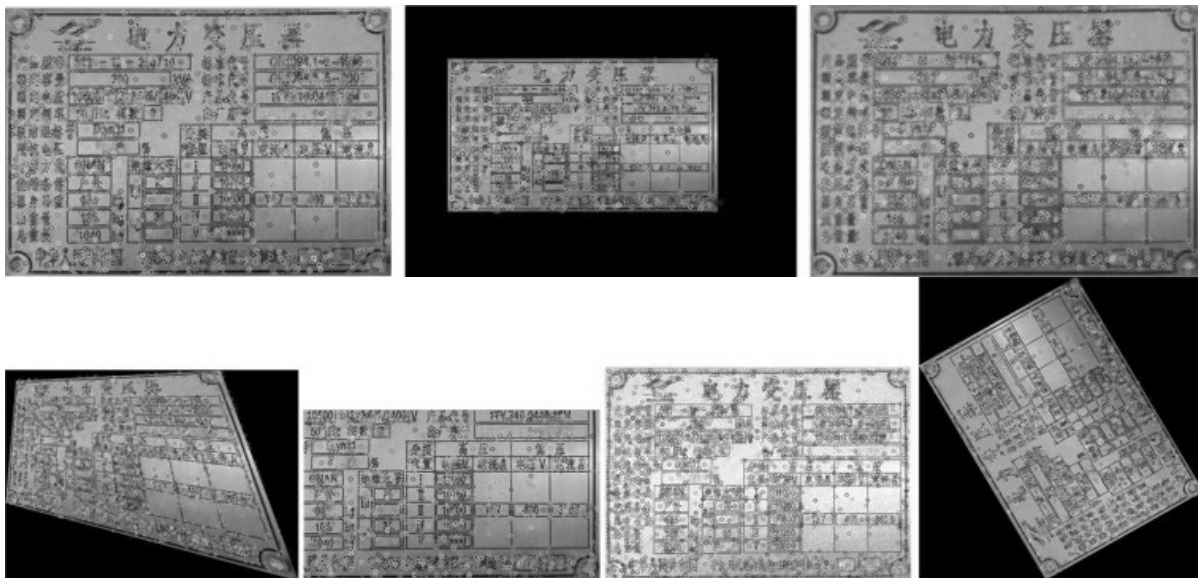


Figure 14. Extracting feature points based on SIFT  
图 14. SIFT 算法提取特征点

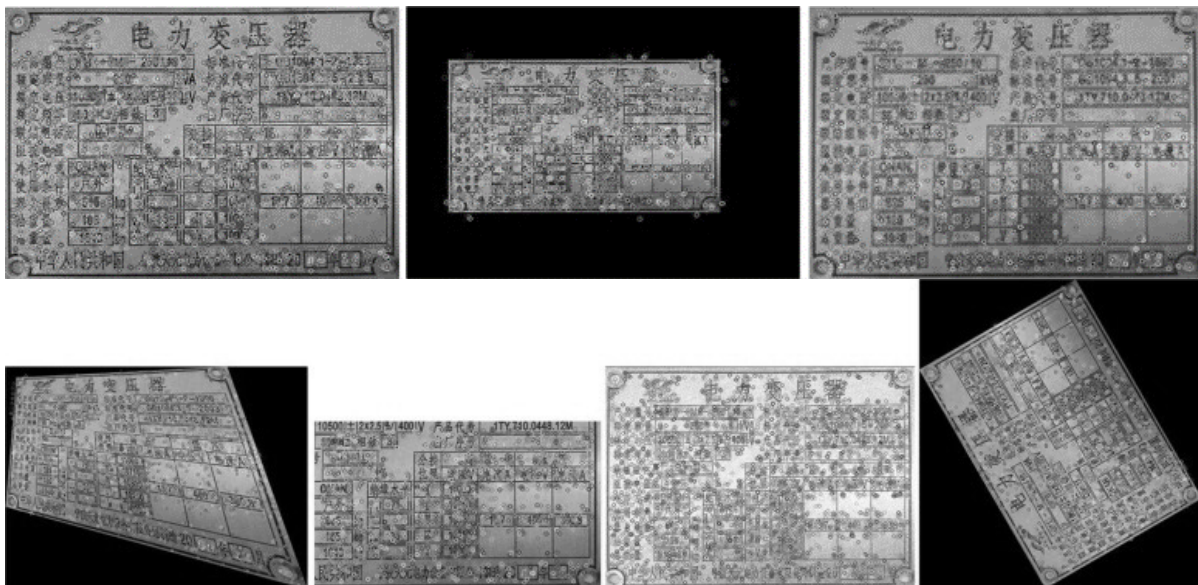


Figure 15. Extracting feature points based on SURF  
图 15. SURF 算法提取特征点



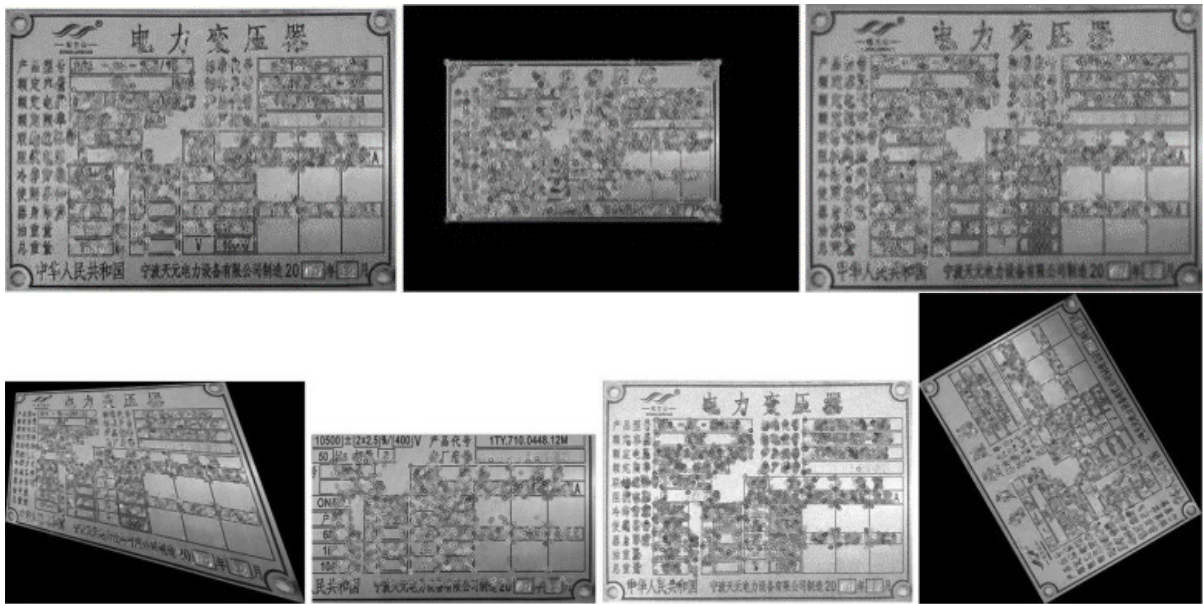


Figure 16. Extracting feature points based on ORB  
图 16. ORB 算法提取特征点

接下来分析三种算法的特征提取效率，分别从特征提取数量、算法特征提取耗时以及单位时间提取特征数量三个维度进行考察，其统计结果如图 17 所示。

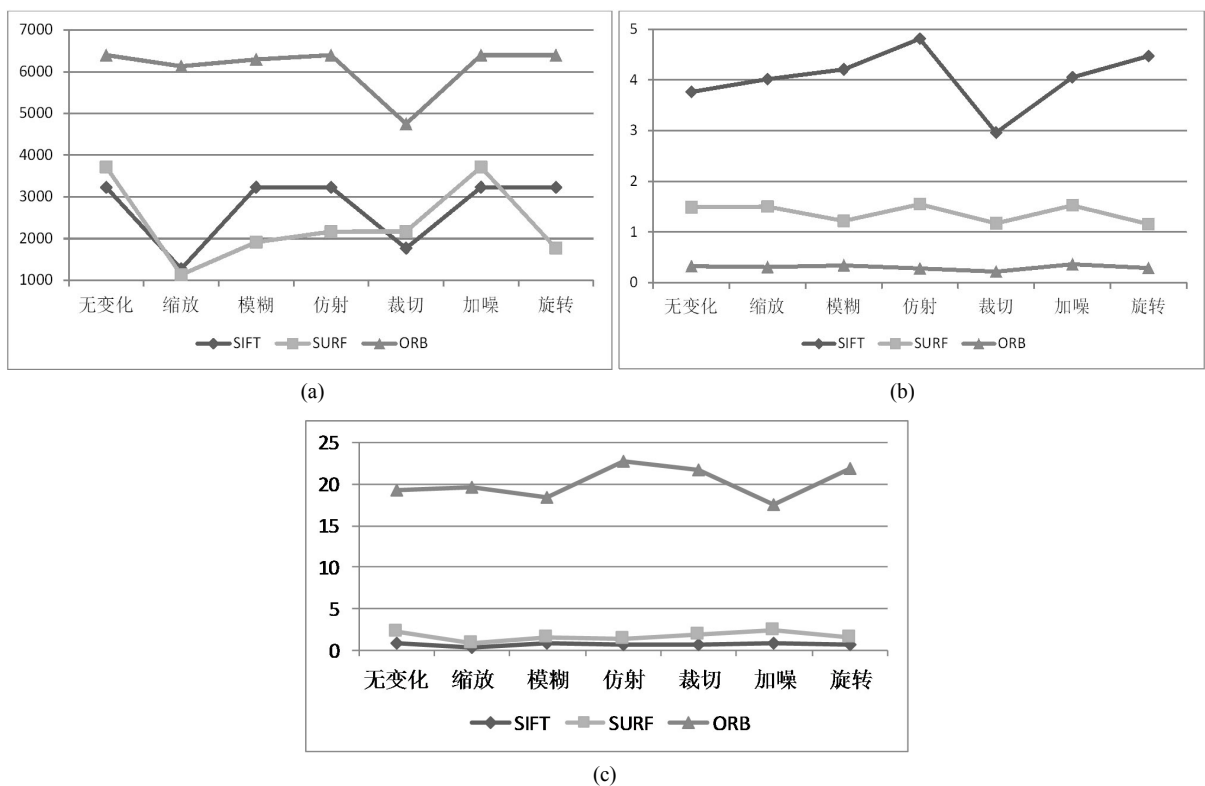


Figure 17. Efficiency of extracting features with different algorithms; (a) Number of extracted features; (b) Time of extracting; (c) Number of extracted features in unit time  
图 17. 不同算法提取特征效率; (a)特征提取数量; (b)特征提取耗时; (c)单位时间提取特征数量

显然，无论是特征提取是数量还是特征提取效率上，ORB 具有最佳的特征提取效率，SURF 次之，SIFT 算法在提取特征处理速度上效率最低。

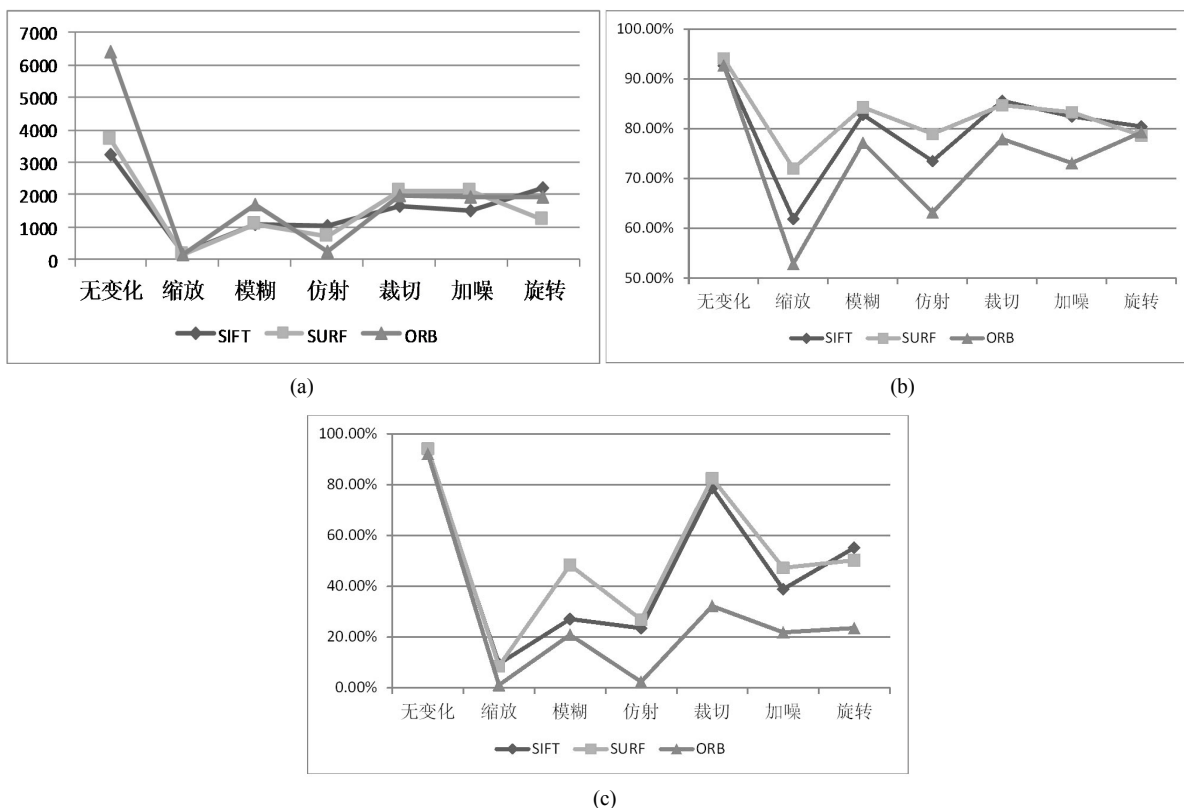


Figure 18. Features matching experiments based on SIFT, SURF, and ORB; (a) Number of matched pairs of points; (b) Accuracy; (c) Recall rate

图 18. SIFT、SURF、ORB 特征匹配实验; (a) 匹配点对数量; (b) 正确率; (c) 召回率

从图 18 可以看出，ORB 虽然在特征数量上提取最多的特征点，但是特征表达的不变性较差，在匹配过程中得到较低的正确率和召回率，SURF 和 SIFT 算法则表现相对较好，在部分变换场景下，SURF 特征在匹配正确率和召回率高于 SIFT 算法。

### 5. 结语

SIFT 算法由于其在检测图像特征上，具备较高的稳定性和鲁棒性，得到了广泛的应用。与此同时，许多研究学者在基于 SIFT 算法提出了改进的方法，以提高特征提取的效率和性能。

本文针对电力设备铭牌图像的特征提取上进行深入的分析，介绍了 SIFT 算法，以及两种基于 SIFT 的改进算法 SURF 和 ORB 算法的实现原理。在实验部分，利用不同变化处理后的铭牌图像数据，将三种基于多尺度的特征提取算法进行特征提取以及匹配实验，实验结果表明 SURF 算法最适于电力设备铭牌图像的特征提取算法。

上文已经提到，光照变化是铭牌特征提取中的一个不确定因素。为了更好的进行铭牌特征提取，下一步的研究重点是利用图像增强算法处理光照变化。

### 参考文献

[1] Lowe, D.G. (2004) Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vi-*

- sion*, **60**, 91-110. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>
- [2] Yue, S.C., Wang, Q. and Zhao, R.C. (2009) Robust Wide Baseline Point Matching Based on Scale Invariant Feature Descriptor. *Chinese Journal of Aeronautics*, **22**, 70-74. [https://doi.org/10.1016/S1000-9361\(08\)60070-9](https://doi.org/10.1016/S1000-9361(08)60070-9)
- [3] Xu, Y.-P., Hu, K.-N., Tian, Y., *et al.* (2008) Classification of Hyper-Spectral Imagery Using SIFT for Spectral Matching. *Proceedings of the 1st International Conference on Image and Signal Processing*, Sanya, 27-30 May 2008, 704-708. <https://doi.org/10.1109/CISP.2008.114>
- [4] 林传力, 赵宇明. 基于 Sift 特征的商标检索算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(23): 275-277.
- [5] 洪志令. 基于形状匹配的商标图像检索技术研究[D]: [博士学位论文]. 厦门: 厦门大学, 2008.
- [6] 周明全, 耿国华, 韦娜. 基于内容图像检索技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
- [7] 孙剑, 徐宗本. 计算机视觉中的尺度空间方法[J]. 工程数学学报, 2005(6): 5-16.
- [8] 张俭嘉. 视觉分类及其在场景分析中的应用[D]: [硕士学位论文]. 南京: 东南大学, 2012.
- [9] 张华贵. 基于局部关键点特征的视频近重复检测算法研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 复旦大学, 2012.
- [10] Dai, X.B., Zhang, H., Shu, H.Z. and Luo, L.M. (2010) Image Recognition by Combined Invariants of Legendre Moment. *IEEE International Conference on Information and Automation*, Harbin, 20-23 June 2010, 1793-1798.
- [11] Bin, Y. and Xiong, P.J. (2002) Improvement and Invariance Analysis of Zernike Moments. *International Conference on Communications, Circuits and Systems and West Sino Expositions*, Chengdu, 29 June-1 July 2002, 963-967.
- [12] Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. and Van Gool, L. (2007) Speeded-Up Robust Features (SURF). *Computer Vision and Image Understanding*, **110**, 346-359. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2007.09.014>
- [13] Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K. and Bradski, G. (2011) ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF. *IEEE International Conference on Computer Vision*, Barcelona, 6-13 November 2011, 2. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544>
- [14] Rosin, P.L. (1999) Measuring Corner Properties. *Computer Vision and Image Understanding*, **73**, 291-307. <https://doi.org/10.1006/cviu.1998.0719>