

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306713

一种在尺度空间下基于边缘的角点目标检测方法^{*}

宋佳声^{1,2} 李浩天^{1,2}

(1. 集美大学轮机工程学院 厦门 361021; 2. 福建省船舶与海洋工程重点实验室 厦门 361021)

摘要: 图像中的目标角点位置是实现很多计算机视觉任务的关键数据。为了克服传统检测算法产生的数据冗余问题,提出了一种在尺度空间下基于边缘的角点目标检测方法。首先,构建一个分组多层的尺度空间,将原图投影到其中后得到多个平滑图像。与此同时,采用定义的边缘算子检出平滑图像中所有边缘而得到多个按序存放的像素点集,当点集数量稳定时停止更大尺度的变换。然后,在当前尺度下,计算点集中各元素反映其角点强度的特征值。根据这些特征值变化规律检出角点的支撑集区间,并在此区间中采用高斯拟合函数确定最终的目标角点。实验表明,该方法能够检出特征显著的目标角点及其角度,其中合成图像精度在像素级,应用案例中的平均误差与图幅比约为 1.5/100。

关键词: 角点检测; 尺度变换; 边缘算子; 数据拟合

中图分类号: TP391.4; TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Edge-based target corner point detection method in scale space

Song Jiasheng^{1,2} Li Haotian^{1,2}

(1. School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China; 2. Fujian Provincial Key Laboratory of Naval Architecture and Ocean Engineering, Xiamen 361021, China)

Abstract: The location of target corner points in an image is the key data for implementing many computer vision tasks. In order to overcome the data redundancy problem arising from traditional detection algorithms, an edge-based corner point target detection method in the scale space is proposed. First, a grouped multilayer scale space is constructed, and multiple smoothed images are obtained after projecting the original image into it. At the same time, the defined edge operator is applied to detect all edges in the smoothed image to obtain multiple sets of pixel points stored in order, and the transformation to larger scales is stopped when the number of point sets is stable. Then, at the current scale, the indicator values of each element in the point set reflecting its corner intensity are calculated. The support set interval of corner points is detected according to the variation pattern of these indicator values, and the final target corner points are determined in this interval using a Gaussian fitting function. Experiments show that the method is able to detect the target corner points with significant features and their angles, where the accuracy of the synthesized images is at the pixel level and the average error to figure ratio in the application case is about 1.5/100.

Keywords: corner detection; scale transform; edge determination operator; data fitting

0 引言

由于图像中的角点特征具有稳定性,它常被应用于运动检测、视频跟踪、三维建模与物体识别和图像检索等

视觉检测任务中^[1-5]。角点检测算法是计算机视觉系统中用来提取该特征的一种方法,它是整个视觉任务的关键算法之一。然而,目前并没有与人类感知相吻合的关于角点的数学定义,而只能从特征上予以描述,比如,如果某点的局部存在两个不同的边缘方向或者该点为局部

强度的极值点,则称之为角点。正是由于并没有统一、精确的数学定义,因而基于不同的特征定义便产生了不同的角点检测思路和算法。

角点检测方法主要存在3种不同的计算思路。1)在图像二维空间里通过计算像素灰度值的局部区域相关性来搜索强度的极值点,比如 Harris^[6]、Susan^[7]以及它们的改进算法^[8-13]。2)在边缘的弧长空间里通过寻找曲率的极值点来确定角点位置,称之为 CSS 技术,比如 Mokhtaria 等^[14]提出的曲率尺度空间技术^[14]及其改进算法^[15-17]。3)首先定义某个角点数学模式,然后通过图像空间中搜索与之相匹配的区域来确定角点位置^[18-21]。由于噪声的影响,无论是通过图像空间还是弧长空间搜寻极值点,都易产生大量的误检和漏检。为此,一个基本策略是尽可能检测出所有满足特征要求的角点,然后在这些候选角点中筛选出满足某个既定标准的“真正”角点,从而减少误检。在第1种算法中,Harris 算法、Susan 算法以及其他利用区域相关性特征的检测算法能够检出图像中绝大多数特征角点目标,只是实现了上述策略中的第1步。相对于视觉任务而言,这些角点数据中存在大量冗余,因此需要后续从中甄别出具体的兴趣角点目标。第2种算法局限在边缘的弧长空间里搜索,检出的角点数相较于第1种算法一般会少一些,但仍致力于找到弧长空间中所有曲率极值点。这类算法的主要区别在于对候选角点的甄别和消除方法,比如有的设定全局阈值,有的通过找到局部支撑域来确定自适应的阈值。然而,现实的视觉任务中的兴趣角点目标往往只是特征角点中的极少部分,与其在检出所有特征角点后再去设计甄选算法,还不如在一开始就尽可能地去缩小角点检测范围。

遵循这一思路,本文提出了一种在尺度空间下基于边缘的角点目标检测算法。算法主要包括两个部分:首先,在尺度图像空间中,通过反复迭代的卷积运算,在滤除噪声和边缘细节的同时找到相对稳定的边缘特征,并基于此抽取边缘坐标点集。然后,提出了能够反映出任意边缘点角点强度特征的指标值 θ , 计算边缘中所有点的 θ 值,据其统计和拟合特征确定最终的目标角点。最后,设计了3组实验验证算法的有效性和准确度。

1 边缘二值图像的获取

多尺度空间常被用于搜寻在尺度变化时相对稳定的图像特征^[22]。尺度空间可以通过对图像不断进行高斯卷积而创建^[23]。设定二维高斯核函数为 $H(x, y, \sigma_0)$, σ_0 是其标准方差。将原图 $I(x, y)$ 和 $H(x, y, \sigma_0)$ 代入式(1)所定义的滤波函数 Φ (卷积运算):

$$\Phi(I(x, y), H(x, y, \sigma_0)) =$$

$$\iint I(u, v) H(x - u, y - v) du dv \quad (1)$$

为了简化滤波计算,保持核函数 $H(x, y, \sigma_0)$ 不变,设 $I(x, y)$ 经过 Φ 函数作用 k 次后的输出记为 $G(x, y, \sqrt{k} \sigma_0)$, 则根据卷积性质可得 $k+1$ 次平滑滤波后的图像为:

$$\begin{aligned} G(x, y, \sqrt{k+1} \sigma_0) &= \\ \Phi(G(x, y, \sqrt{k} \sigma_0), H(x, y, \sigma_0)) &= \\ G(x, y, \sqrt{k} \sigma_0) * H(x, y, \sigma_0) &= \\ I(x, y) * H(x, y, \sqrt{k} \sigma_0) * H(x, y, \sigma_0) &= \\ I(x, y) * H(x, y, \sqrt{k+1} \sigma_0) \end{aligned} \quad (2)$$

因此,当 $i=0$ 时,经过图1中的内循环将得到4幅不同的尺度图像 $\{G^{(0,j)}(x, y, \sqrt{j} \sigma_0) \mid j=1, 2, 3, 4\}$ 。然后,抽取这些图像中的边缘,当边缘数量在连续的3个尺度图像中相同则认为“边缘数稳定”,否则称之为不稳定而进入下采样程序,之后重新进入尺度变换,再次生成更大尺度上的图像。虽然此时参与平滑滤波的核函数方差并没有改变(仍为 σ_0),但输入 Φ 的是下采样后的图像,因此相对于原图,其尺度与原尺度的关系为 $\sigma_1 = 2\sigma_0$ 。如此循环,直到边缘数稳定而退出。

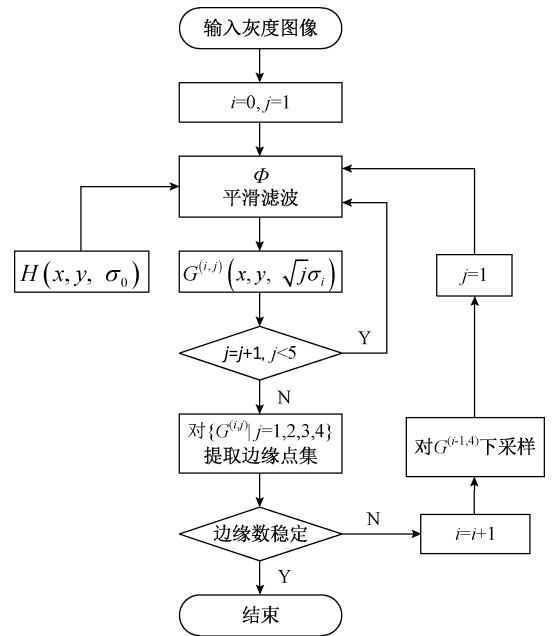


图1 尺度空间图像的构建流程

Fig. 1 Flowchart for construction of scale-space images

在这样一个尺度逐渐增大的图像空间中,图像中大量细小杂乱的边缘信息被逐步滤除,那些相对稳定和显著的边缘特征得以留存。对尺度空间的最上层图像进行梯度运算、自适应阈值分割和 Sobel 检测即可得到边缘二值图像,将其记为 $f(i, j)$, 其中边缘点的灰度值设置为1,背景点的灰度值为0。进一步,通过下一节的算法对

$f(i, j)$ 进行检测得到与各边缘相对应的多个坐标点集。

2 基于边缘点集的角点检测

二值图像 $f(i, j)$ 中的非零点表示边缘, 这些非零点在图像空间中最理想的状态是呈现连续、单像素分布。然而, 某些边缘会出现像素堆积或者像素间断的情况。为了提取每一条边缘的像素点位置及其在边缘上的延伸次序, 采用基于8-邻域关系的搜索算法, 它能克服像素堆积或者间断的问题。

2.1 边缘坐标的提取

在像素的8邻域范围内, 设计式(3)作为算法的边缘判定算子 $Y(i, j)$, 其作用有二: 1) 根据 $Y(i, j)$ 值判定当前像素是否为边缘点; 2) 确定下一个边缘点的坐标, 该算子的具体应用方法如下:

$$Y(i, j) = f(i, j) \left[-1 + \sum_{m, n=-1}^1 f(i+m, j+n) \right] \quad (3)$$

首先, 对图像外边沿进行补零扩充, 上下和左右各扩充1列。从图像原点自上而下自左而右搜索首个像素值非零点, 按照式(3)计算 $Y(i, j)$ 值。以下根据像素是否堆叠分开讨论几种情况:

当 $Y(i, j) \leq 2$ 时, 根据其大小采用不同的边缘坐标搜索策略: 1) 如果 $Y(i, j) < 1$, 说明边缘在点 (i, j) 处不存在下一个延伸的像素点或者只是出现了间断。此时算子将检测触角向前探出指定像素后再次判断, 如果依然满足条件则排除出现间断的可能, 本条边缘封闭。2) 如果 $Y(i, j) \geq 1$, 说明 (i, j) 点为有效边缘点, 并且在它的8-邻域内存在下一个连续的边缘点, 应据此决定下一个搜索像素点。若 $Y(i, j) = 1$, 点 (i, j) 8-邻域像素值分布形如图2(a)~(c)以及它们水平或者垂直镜像图(“o”表示当前点, “*”表示其8-邻域中的非0像素)。此时, 算法首先保存点 (i, j) 坐标并将 $f(i, j)$ 置零, 然后转入图中的标记为“*”的像素(即为下一个连续的边缘点), 计算该点的 $Y(*)$ 值从而进入新的判断和搜索过程。

如果 $Y(i, j) = 2$, (i, j) 点8-邻域像素值分布形如图2(d)~(f)以及它们水平或者垂直镜像图。图2(d)、(e)表明当前像素的后一个像素进入了边缘拐点, 算法在保存当前点坐标后, 将确定距离本点最远的像素作为下一个连续的边缘点, 与此同时将其他两点的像素值置0。图2(f)表明当前像素属于边缘的中间点而非边缘起始点, 算法将不做置0处理, 在步增 i 或者 j 后, 继续搜索非0像素值点。

当 $Y(i, j) > 2$ 时, 边缘在此处出现像素堆叠, 在保存当前点坐标后, 沿着边缘延伸的方向将距离本点最远的非零点作为下一个连续的边缘点。

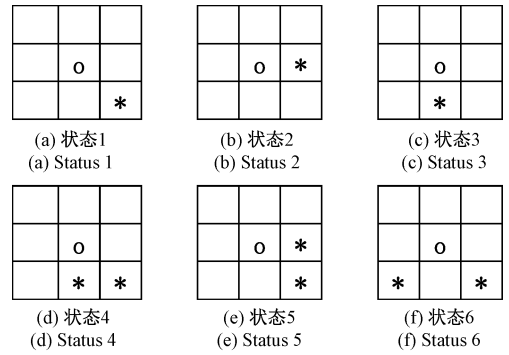


图2 下一个边缘点的可能位置

Fig. 2 Possible locations of the next edge points

2.2 边缘点集的角点强度值计算

通过尺度变换在滤除噪声和提取显著边缘特征的同时也钝化了目标处局部边缘特征。下面将通过边缘上沿着两个相反方向、更大范围内的点集来拟合以当前像素点为顶点的两条射线的夹角, 从而避免仅仅通过已经钝化且存在间断点的局部数据检测角点。集合 $\{(x_i, y_i) | (x_i, y_i) \in Edge_k, i = 1, \dots, N\}$ 表示隶属于第 k 条边缘的 N 个像素点的坐标, 其中 x_i 表示所在行数, y_i 表示坐在列数。

首先, 以该点集中的第 o 个像素点为顶点, 经过该点顶点与其他任意点 (x_i, y_i) 做射线, 从水平向右方向沿着逆时针方向到该射线的夹角定义如下:

$$\varphi_i = \begin{cases} -\tan^{-1} \frac{x_i - x_o}{y_i - y_o} + \pi, & y_i < y_o \\ -\tan^{-1} \frac{x_i - x_o}{y_i - y_o} + (x_i > x_o) 2\pi, & y_i > y_o \\ (x_i < x_o) \frac{\pi}{2} + (x_i > x_o) \frac{3\pi}{2}, & y_i = y_o \end{cases} \quad (4)$$

其中, 括弧内的不等式为逻辑判断, 满足取1, 否则得0。这样, 通过顶点 (x_o, y_o) 与其前方的 M 个点坐标应用公式(4)可以得到 M 个角度 $\varphi_i, i = 1, \dots, M$ 。

然后, 应用式(5)计算这 M 个点到顶点的归一化距离, 通过式(6)所示的 sigmoid 函数将其转化为 $(0, 1)$ 范围内的数值(如图3中实线所示, 其中, $\alpha = 10, \beta = 0.5$), 进一步可以计算这 M 条射线角度的权值 $\omega_i = \rho_i / \sum_i \rho_i$ (如图3中虚线)。最后, 将这 M 条射线的角度进行加权和拟合出以第 o 个像素为顶点并指向前方的射线, 如式(7)所示。

$$d_i = \frac{\sqrt{(x_i - x_o)^2 + (y_i - y_o)^2}}{\max_i \sqrt{(x_i - x_o)^2 + (y_i - y_o)^2}} \quad (5)$$

$$\rho_i = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(d_i - \beta)}} \quad (6)$$

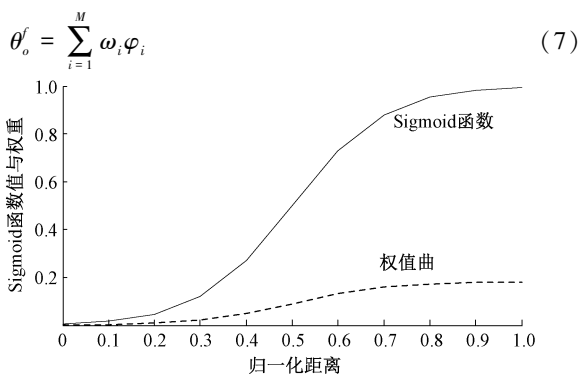


图3 归一化距离的权值分布

Fig. 3 Distribution of weights for normalized distances

同理,可通过顶点 (x_o, y_o) 后方的 M 个点去拟合该顶点指向后方射线的角度,记为 θ_o^b 。将两者作差,可得边缘上以点 (x_o, y_o) 顶点所呈现的局部角度 θ_o :

$$\theta_o = \min(|\theta_o^f - \theta_o^b|, 360^\circ - |\theta_o^f - \theta_o^b|) \quad (8)$$

其中, $|\theta_o^f - \theta_o^b|$ 的取值范围为 $(0, 360^\circ)$, 当它 $>180^\circ$ 时,则取其 360° 的差作为 θ_o 的值,最终转化为 $(0, 180^\circ)$ 。以下将每一个像素按照式(8)计算出来的这一角度特征称为该点角点强度值,它的值越小,角点特征越明显。

2.3 角点支撑区间判定与位置检测

对于边缘点集中的任意一点,其 θ 值的计算都利用了其周围的 $2M$ 个点的坐标。考虑到这 $2M$ 个数据对于该 θ 值的贡献是不一样的,根据它们与定点的距离赋予相应的权值,这避免过于依赖局部数据而出现较大误差。如果将这些 θ 值沿着边缘展开,则形成了随其位置变化的一维信号,并且在角点附近信号发生突变,其幅度由角点处所呈现的角度决定。一般地,角点像素的占比较少,大多数 θ 值接近于 180° ,在角点附近发生突变的数据占少数。因此,通过简单的统计分析,就可以找到突变发生的区域,比如通过数据与方差比较就可以滤出。这样,通过检测突变发生的起止点可以判断角点所在的区间。

在理想的情况下,区间内的所有 θ 值应该呈现对称的三角波或者正态分布波形。此时,通过搜索区间内的极值点就可以确定角点的具体位置及其 θ 值。然而,由于噪声、量化误差、滤波的钝化效应以及边缘提取时的阈值化操作等现实原因的影响,区间内 θ 值分布呈现了一定随机性,存在少数异常值。根据前述的理想化假设,算法采用了单峰的高斯函数拟合区间内的 θ 值数据,如式(9)所示定义高斯模型函数。

$$\hat{\theta} = be^{-\left(\frac{s-a}{c}\right)^2} \quad (9)$$

$$a = \frac{1}{N} \sum_i s_i \quad (10)$$

$$b = \frac{1}{2} [\theta(a) + \max_i \theta_i] \quad (11)$$

$$c = \frac{1}{5} (\max_i s_i - \min_i s_i) \quad (12)$$

然后,根据最小二乘原理,当区间 θ 值数据与高斯拟合函数值的残差最小时可得到该模型参数。值得注意的是,这样一个强制拟合过程对于参数初始值敏感,如果采用随机数或者不恰当的设置将会导致拟合失败。这里采用的初始化方法是:假设角点所在区间共有 N 个像元,第 i 个像元在边缘上的位置标记为 s_i ,则参数可按照式(10)~(12)确定参数的初始值。

3 试验与讨论

综上所述,在尺度空间下基于边缘的角点目标检测方法的主要流程如图4所示,它可以概括为如下3个主要步骤。

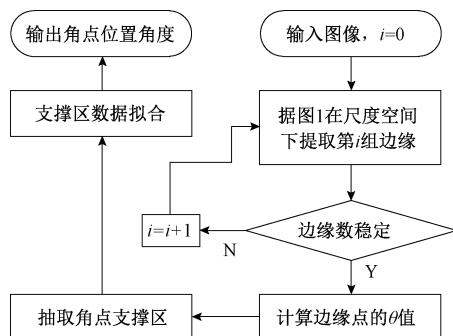


图4 在尺度空间下基于边缘的目标角点检测方法流程

Fig. 4 Flowchart of edge-based target corner point detection method in scale space

步骤1) 检测图像中边缘的坐标点集。首先通过图1所示的滤波结构处理图像,对同一组图像采用式(3)所示的算子抽取并按序存放而得到边缘点集。当同组的4幅图像中有连续的3幅图像的边缘个数(点集数量)一致,则停止进一步的下采样并以当前尺度的最后一幅图像所对应的点集作为最终的边缘数。

步骤2) 计算反映角点强度的 θ 值。根据式(4)~(8),计算边缘点集中各点的 θ 值,其中每 $2M$ 个数据产生一个 θ 值, M 值可根据边缘长度来选取,比如取 $N/50$ 。 M 值不能太小,否则会出现较大误差,对于短边缘应设置最小阈值。

步骤3) 根据 θ 值确定角点位置和角度。 θ 值是通过宽为 $2M$ 的检测窗口沿着曲线逐点检出的特征值,只有当窗口移动到角点附近时该特征值才会发生突变。因此,通过统计分析很容易找到角点所在区间(对应下文图6中的脉宽)。然后,采用单高斯模型拟合该区间内的点

集的 θ 值数据,将高斯函数的极值点作为本区间内的角点,从而得到其位置和角度。

3.1 合成噪声图像角点检测试验

图 5(a) 是添加了白噪声包含了 7 个角点的合成图。在原图尺度下即可获得稳定的边缘,提取其边缘点集并计算 θ 值,各角度的分布数量和占比如表 1 所示。可见,超过 87% 的像素的 θ 值介于 $170^{\circ} \sim 180^{\circ}$ 之间。将所有 θ 值按照在边缘上出现的顺序展开得到图 6 中的上方曲线,其中存在 7 个类似尖峰脉冲波形。它们反映了角点区域的 θ 值变化情况。进一步可提取尖峰脉冲所对应的矩形脉冲信号。每一个矩形脉冲对应了一个角点区间,其脉宽对应了在角点周围 θ 值发生激烈变化的像素点对应于边缘上的区间。

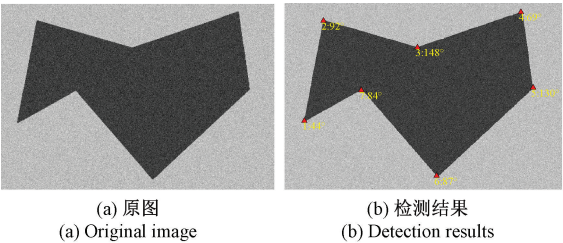


图 5 合成图像的角点检测结果

Fig. 5 Corner point detection results for synthesized images

表 1 边缘点集 θ 值分布范围统计

Table 1 Statistics on the range of distribution of

θ -values for edge points

角度 / $^{\circ}$	(0, 80)	(80, 100)	(100, 120)	(120, 140)	(140, 150)	(150, 160)	(160, 170)	(170, 180)
数量	23	36	18	31	24	39	52	1542
占比	1.41	2.04	1.02	1.76	1.36	2.21	2.94	87.3

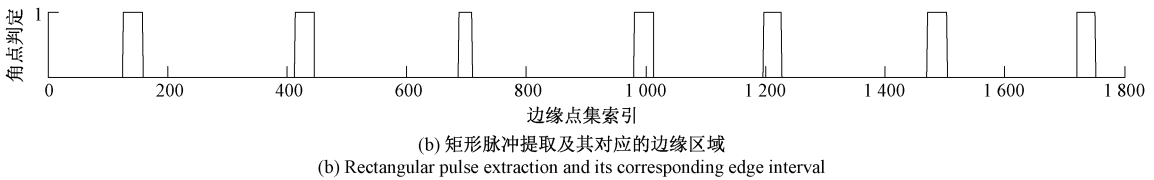
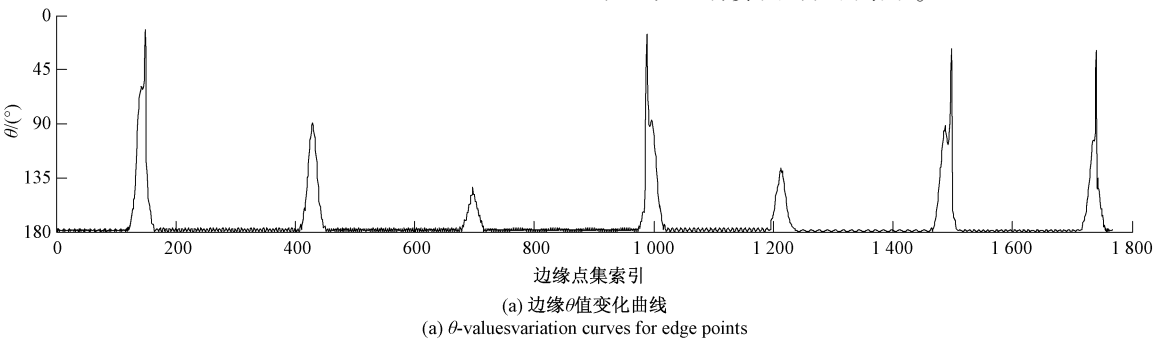


图 6 边缘 θ 值变化曲线以及角点支撑区间判定

Fig. 6 θ -values variation curves for edge points and corner point support interval determination

在角点区间(脉宽范围)的 θ 值由于噪声、像素量化、反复的滤波等因素致使其并不能呈现理想的波形。比如在图 6 所示的分布显示,有的呈单峰,有的则多峰,有的基本对称,有的则偏向一侧,并且存在极少数异常值点。基于理想化的假设,采用单峰的高斯函数拟合它们,图 7 中实线是根据 7 个矩形脉宽内的 θ 值计算出的拟合曲线。每个高斯曲线的峰值用三角形标出,对应的横坐标即为算法估计出的角点在边缘曲线上的索引。将边缘索引转换为图像坐标后以三角形标识于图 5(b),相应的 θ 估计值标识下方,通过这种拟合曲线判定角点的方法避免了少数异常值的影响。

图 8 是对更复杂的合成图像的检测结果,规格为 640×900 pixels,添加高斯白噪声(均值 0.2,二阶矩为 0.12),前景中包含多个几何多边形,分别有 3~7 个不等的目标角点。对原图平滑到尺度空间的第 1 组图像即形成了稳定的边缘。 θ 值计算时设置 $M=20$ 。三角形标记出了所有的角点目标,标注字体中,冒号前数值表示角点序号,冒号后数据表示对应角点的角度。将检测结果与人工标定值比较,位置误差约为 1.75 pixels, θ 值误差约为 3.83° 。产生误差的原因是,噪声干扰以及像素量化使得所抽取的角点支撑区间内的点偏离了真实边缘。据此计算出的 θ 值容易出现异常点,在区间内甚至形成了双峰的分布模式,这使得在角度计算和采用单峰高斯模型对 θ 值拟合时出现了误差。

3.2 角点检测算法对比试验

采用了 6 种算法与本文算法对比,其中有基于图像空间中灰度极值分析的经典算法 Harris^[6] 和 SUSAN^[7],以及基于弧长空间中曲率极值分析的 CSS 方法^[14-17],图 9 是 7 种算法的检测结果。

Harris 和 SUSAN 算法检出的角点数量最多,较大幅度避免了角点漏检,但这也意味着需要后续算法对这些角点进行甄别,以删除与视觉任务无关的角点。两者相较而言,SUSAN 算法的准确度较低,检出位置与实际角点位置大多存在较大偏差。影响 CSS 方法检测效果的有两个因素,其一是算法前段对于边缘的滤波处理;其二是对于曲率极值点的甄选标准。算法 ARCSS 采用了较为特殊的边缘滤波变换算法,使得参与曲率计算的边缘更平滑,因而算法后续输出的曲率极值点锐减,但它能够聚焦图像中的角点特征显著的兴趣点。算法 RCSS 在以上的两个方面都采用了相对宽松的条件,使得其角点数量最高,与 Harris 算法输出结果接近。算法 CSS-ROS 与 Basic-CSS 输出结果较为接近,采用了经典的 CSS 技术。本文算法并没有选择对边缘进行平滑处理,而是通过多尺度的滤波技术在图像空间中消除噪声影响,算法取得了相对适中的检测结果。

3.3 在视觉对位系统中应用试验

在基于视觉的对位系统中,由于工件的特征点处往往存在着工艺倒角,这使得特征点的图像灰度梯度的极值特性并不显著。另外,因视场过大或其他因素引起的全景畸变使得全局直线的交点往往并不聚焦于目标点。图 10(a)是某对位系统拍摄的某底板原图,试验目标是找到装配部件的特征角点。

首先,算法对其操作到在尺度空间的第Ⅲ组时得到图 10(b)。此时的图幅只有原图的 1/4 (300 × 400 pixels),图像中大量的细节边缘被滤除,保留了 7 条相对稳定的边缘信息,如图 10(c)中的曲线(矩形代表起点,圆形代表终点),而在此之前,图像中有着多达 18 条边缘。表 2 显示了尺度空间中所有图像检出的边缘点集数量。可见,当迭代进行到第 3 组时,图像中的边缘数量不再发生变化,此时应终止向更高尺度计算,停留在当前尺度下。

表 2 各平滑图像中检测到的连续边缘数统计

Table 2 Statistics on the number of continuous edges detected in each smoothed image

组别	尺度			
	σ_i	$\sqrt{2}\sigma_i$	$\sqrt{3}\sigma_i$	$2\sigma_i$
I; $i = 0$	18	15	14	14
II; $i = 1$	10	9	8	8
III; $i = 2$	7	7	7	7

然后,计算其梯度图像后经阈值处理得到边缘的二值图像(300×400 pixels)。通过式(3)定义的边缘判定算子对该二值图像判定、搜索出图中 7 条边缘,舍弃 4 条较短的圆形,选择较长边缘的 3 个点集。后续依次检出点集中 θ 值的变化区间、对区间数据进行高斯拟合,最终找到如图 11 中的 10 个角点,选择最靠近视场中心的 1 号

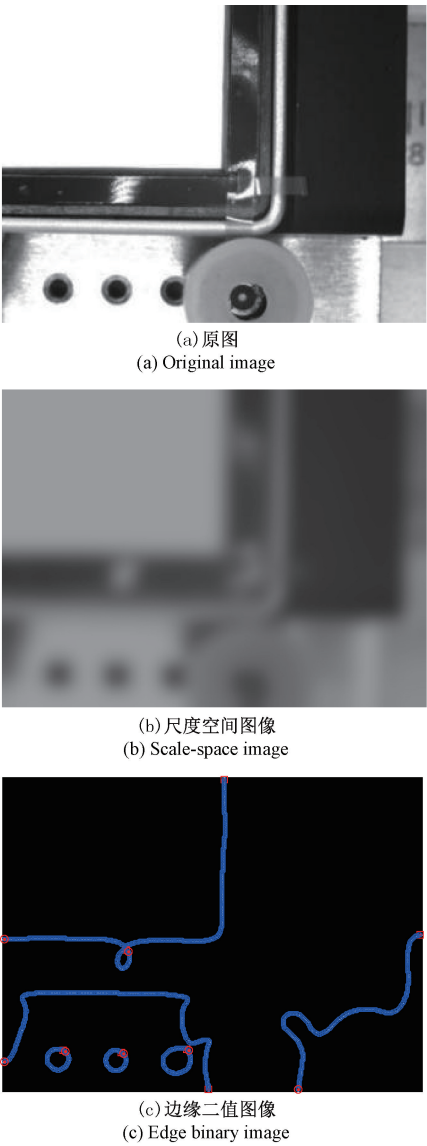


图 10 稳定单像素边缘的抽取过程
Fig. 10 Extraction of stabilized single-pixel edges

角点作为该视场的检出结果。对位系统采用同样的方法能够找到底板的其他角点,进而能计算出在底板上需要装配的区域。

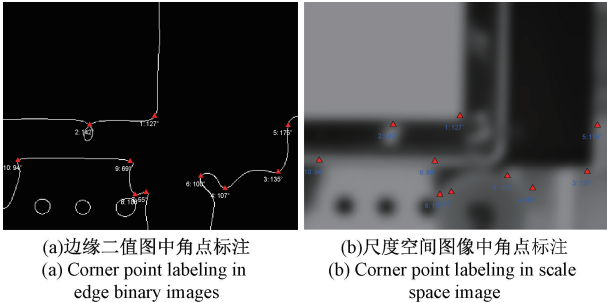


图 11 角点检测数据(位置与角度)的标注
Fig. 11 Labeling of corner detection data (position and angle)

将100组底板检出的角点坐标与人工标定的目标点坐标(作为真实数据)作比较,底板平均检测误差为18.3 pixels,与图幅比约为1.5/100。误差产生的主要原因有两点:1)在大尺度图像中操作的边缘提取算法造成了目标区域角点钝化,因为算法中包含了反复的下采样和平滑迭代过程;2)背板中的目标区域本身就存在工艺倒角。尽管如此,提取的角点位置已经比较接近目标角点,考虑到原图的规格(1 200×1 600 pixels),这样的误差大多数时候是可以接受的。当然,可以进一步将提取的角点映射到原图尺度空间中,根据该点局部边缘信息对其进行进一步矫正以得到更加准确的目标角点,比如通过Hough变换找到该角点的局域直线,求取它们的交点作为最终的角点目标。

4 结 论

为了缩小角点的搜索范围和降低角点数据的冗余度,提出了一种在尺度空间下基于边缘的角点目标检测方法。主要的工作有以下3点:1)构建了一个尺度空间,并结合具体检测任务设定了尺度变换的终止条件,在去除冗余边缘和保留特征边缘间取得某种平衡;2)提出了根据边缘像素之间近邻关系按序搜索边缘点集的判定算子和具体应用算法,克服了边缘上的间断与像素重叠的问题;3)提出了反映边缘强度的指标值的计算方法,据此找到角点的支撑区间和拟合最终的目标角点。

实验结果说明,本文方法能够检出所有角点位置和角度,在合成的噪声图像中其误差能够控制在像素级。在对比的7种算法里,本文算法取得了相对适中的检测效果。在视觉对位系统的应用中,算法能够滤除大量冗余边缘而突出其中相对稳定的边缘、能够标记出主要的角点位置和角度,最终角点误差与图幅的像素比约为1.5/100。当然,若需要追求更高的精度则可将其作为中间检测结果,而后根据其周围的原尺度图像特征进一步优化结果。

参考文献

- [1] LONCOMILLA P, RUIZ-DEL-SOLAR J, MARTÍNEZ L. Object recognition using local invariant features for robotic applications: A survey[J]. *Pattern Recognition*, 2016, 60: 499-514.
- [2] TENG S W, NAJMUS SADAT R M, LU G. Effective and efficient contour-based corner detectors[J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48 (7): 2185-2197.
- [3] KIM S. Robust corner detection by image-based direct curvature field estimation for mobile robot navigation[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2012, 9(5): 700-709.
- [4] 程良利,唐旭晟,朱博文,等. 基于机器视觉的水表机芯灵敏度检测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(6): 88-95.
CHENG L L, TANG X SH, ZHU B W, et al. Sensitivity detection of water movement based on machine vision[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(6): 88-95.
- [5] 孔盛杰,黄翔,周蒯,等. 基于机器视觉的齿形结构齿顶圆检测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(4): 247-255.
KONG SH J, HUANG X, ZHOU K, et al. Detection method of addendum circle of gear structure based on machine vision [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(4): 247-255.
- [6] HARRIS C G, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [C]. *Alvey Vision Conference*, 1988.
- [7] 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.
- [8] GAUGLITZ S, HÖLLERER T, TURK M. Evaluation of interest point detectors and feature descriptors for visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 94 (3): 335-360.
- [9] 龙忠杰,王吉芳,左云波. 一种改进的 Harris 与 SUSAN 相结合的角点检测算法[J]. *计算机应用与软件*, 2013, 30(12): 133-136.
LONG ZH J, WANG J F, ZUO Y B. An improved corner detection algorithm with the combination of Harris and SUSAN[J]. *Computer Applications and Software*, 2013, 30(12): 133-136.
- [10] 周伟,巢渊,李龔,等. 基于改进 Harris 角点检测的芯片图像快速校正[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(10): 74-81.
ZHOU W, CHAO Y, LI Y, et al. Fast correction of chip image base on improved Harris corner detection [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(10): 74-81.
- [11] 江涛,李媛,贺晨龙. 基于轮廓角点检测的螺纹关键参数视觉测量方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(7): 54-61.
JIANG T, LI Y, HE CH L. Visual measurement method of thread key parameters based on contour corner detection [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(7): 54-61.
- [12] 张立亭,黄晓浪,鹿琳琳,等. 基于灰度差分与模板的 Harris 角点检测快速算法[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(2): 218-224.
ZHANG L T, HUANG X L, LU L L, et al. Fast Harris

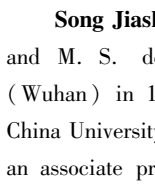
- corner detection based on gray difference and template[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2): 218-224.
- [13] 马韵琪, 田明, 刘阳, 等. 基于改进 Harris 的消音壁亚像素级角点检测算法[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2023, 46(1): 44-51.
MA Y Q, TIAN M, LIU Y, et al. Subpixel-level corner detection algorithm of sound-absorbing wall based on improved Harris[J]. Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 46(1): 44-51.
- [14] MOKHTARIAN F, SUOMELA R. Robust image corner detection through curvature scale space [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(12): 1376-1381.
- [15] HE X C, YUNG N. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support [C]. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. IEEE, 2004, 2: 791-794.
- [16] AWRANGJEB M, LU G. An improved curvature scale-space corner detector and a robust corner matching approach for transformed image identification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 2425-2441.
- [17] TOPAL C, OZKAN K, BENLIGIRAY B, et al. A robust CSS corner detector based on the turning angle curvature of image gradients [C]. IEEE International Conference on Acoustics, 2013: 1444-1448.
- [18] 杨炜松, 郭帅平, 李学军, 等. 基于 Hough 变换和圆形模板的棋盘格角点检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(18): 360-367.
YANG W S, GUO SH P, LI X J, et al. Checkerboard corner detection based on Hough transform and circular template[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(18): 360-367.
- [19] 程希希, 张艳玲, 田军委. 基于模板匹配的快速角点检测方法[J]. 计算机工程, 2020, 46(7): 222-227.
CHENG X X, ZHANG Y L, TIAN J W. Fast corner point detection method based on template matching[J]. Computer Engineering, 2020, 46(7): 222-227.
- [20] LAGANIÈRE R, VINCENT É. Wedge-based corner model for widely separated view matching [C]. 2002 International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2002(3): 672-675.
- [21] SINZINGER E D. A model-based approach to junction detection using radial energy [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(2): 494-505.
- [22] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [23] LINDBERG T. Generalized gaussian scale-space axiomatics comprising linear scale-space, affine scale-space and spatio-temporal scale-space [J]. Journal of Mathematical Imaging & Vision, 2011, 40(1): 36-81.

作者简介



宋佳声(通信作者), 1999 年和 2005 年于中国地质大学(武汉)分别获得学士学位和硕士学位, 2014 年于华南理工大学获得博士学位, 现为集美大学副教授, 主要研究方向为图像处理与智能系统。

E-mail: songjsh@jmu.edu.cn



Song Jiasheng (Corresponding author) received his B. S. and M. S. degrees from China University of Geosciences (Wuhan) in 1999 and 2005, and Ph. D. degree from South China University of Technology in 2014, respectively. Now he is an associate professor in Jimei University. His main research interests include image processing and intelligent systems.



李浩天, 2021 年于烟台大学获得学士学位, 现为集美大学硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断、图像处理。

E-mail: jmljlht@jmu.edu.cn

Li Haotian received his B. Sc. degree from Yantai University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at Jimei University. His main research interests include fault diagnosis and image processing.