

一种快速检测图像角点特征的线搜索式方法

张磊^{1,2} 张志胜¹ 史金飞¹ 付清山¹

摘要 传统的图像角点特征检测方法在速度和准确性两方面难以兼顾. 针对该问题, 提出了一种角点特征检测的线搜索式方法. 该方法作用于一个以当前像素为中心核的圆掩模, 在该掩模内搜索通过核的所有直线, 如果存在一条直线不穿过核附近给定邻域以外的其他同值收缩核 (Univalue segment assimilating nucleus, USAN) 区域, 则当前像素点为角点. 论文论证了使用有限数目搜索线的可行性与必要性. 采用由粗及细的搜索策略, 动态设计搜索线的数目与搜索线上的检测点数目, 以提高检测速度. 提出了一种基于最大同值距离的新型非极大值抑制进行角点的精确定位, 并结合多种新型伪响应抑制措施, 有效地提高了算法的准确度. 实验结果表明该方法在准确性方面优于 MIC、SUSAN 和 Harris 等算法, 而且速度快, 仅稍慢于 MIC 算法, 具有优良的综合性能.

关键词 特征检测, 角点检测, 同值收缩核, 兴趣点, 线搜索

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.00509

A New Algorithm for Fast Corner Detection Using Line Search Mechanism

ZHANG Lei^{1,2} ZHANG Zhi-Sheng¹ SHI Jin-Fei¹ FU Qing-Shan¹

Abstract In image corner detection, classical approaches can not meet the demand of high accuracy but low computational complexity. A new line search algorithm for image corner detection is proposed in this paper. The new method employs a circle mask centered at the pixel in question, called the “nucleus” of the mask, to search all the straight lines that pass through the nucleus within the mask. Then, a corner point of an image is defined as the point (nucleus) where, among those straight lines, there is at least one straight line that does not cross the remaining part of the univalue segment assimilating nucleus (USAN) except a given neighborhood of the nucleus. This paper asserts the practicability and necessity of using finite search lines. To reduce the computational complexity, it employs dynamic search lines, finite points on each search line, and the coarse-to-fine search strategy as well. A new non-maximum suppression for accurate localization is proposed, and some new false response suppression measures are incorporated for good detection. Experiments show good performance of the new algorithm in both accuracy and speed.

Key words Feature detection, corner detection, univalue segment assimilating nucleus (USAN), interest points, line search

角点是图像的一个重要特征, 具有旋转不变和不随光照条件改变而明显变化的鲁棒性识别条件, 有关检测被广泛应用于光流计算、目标跟踪、运动估计和三维重构等场合. 角点特征在图像中所占比例小, 可以大大提高图像处理的速度, 因而在实时的计算机视觉应用场合常常成为优先考虑的图像特征.

1 国内外的传统检测方法简介

关于角点检测, 国内外已有诸多学者提出了相应的方法. 主要分为以下几类:

收稿日期 2008-08-04 录用日期 2009-08-07

Manuscript received August 4, 2008; accepted August 7, 2009
国家自然科学基金 (50805023), 数字制造装备与技术国家重点实验室开放基金 (2008-DMET-KF-014) 和江苏省六大人才高峰项目 (2008144) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (50805023), Open Fund of the State Key Laboratory of Digital Manufacturing Equipment and Technology (2008-DMET-KF-014), and Hexa-type Elites Peak Program of Jiangsu Province (2008144)

1. 东南大学机械工程学院 南京 211189 2. 南通大学机械工程学院 南通 226007

1. School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189 2. School of Mechanical Engineering of Nantong University, Nantong 226007

1) 基于链码描述的方法^[1-2]: 这类算法需要在角点检测之前进行图像分割, 提取边界构成链码, 然后找出边界上转折较大的点作为角点. 这类算法依赖于图像分割的结果, 不可靠且耗时, 目前已很少使用.

2) 基于梯度方向变化最大的方法^[3-7]: 这类方法实质上是以边缘曲率变化最大处作为角点判定的标准. 早期以 Kitchen 等^[3] 和 Wang 等^[4] 算子为典型代表. 因基于二阶导数的求解, 对噪声敏感, 容易丢失大角度以及尖角的角点, 检测水平一般. Mokhtarian 等^[5] 开辟了一个重要的研究分支曲率尺度空间 (Curvature scale space, CSS) 算法, 其运用了曲率尺度空间的研究成果^[8-9], 在计算曲率中融入高斯卷积, 算法的抗噪性能大大提升, 检测率等准确性性能也得到加强. 后来, He 通过引入自适应的局部曲率阈值来改善检测效果^[6]. Zhang 等^[7] 发现了 He 的改进 CSS 算法并未考虑多尺度的特征变化问题, 运用边缘检测中多尺度乘积的思想, 使图像中的角点特征得到加强, 进一步抑制噪声对特征的影响, 提高了检测率与鲁棒性. 虽然 CSS 系列算法

从检测效果上讲是最好的方法之一, 但该方法的效果依赖于边缘检测方法的使用, 执行过程包括了边缘检测与 CSS 算法本身, 耗时较长. 另外, 这类算法不如 Harris, SUSAN (Smallest univalue segment assimilating nucleus) 等方法简单易实施.

3) 基于感兴趣点的方法^[10-14]: 这类方法是以当前点与邻近点的灰度进行比较, 通过在灰度变化上的差异来区别角点与普通的点, 一般需设立角点响应函数 (Corner response function, CRF) 作为判定角点的依据. 这些方法的共同优点是对于灰度图像不需要前期的边缘检测. Moravec^[10] 提出角点在所有方向上亮度变化都较大, 而平坦区域或一般边缘上的点不具备此特点. 然而 Moravec 只使用了水平、垂直与对角的方向, 使得该方法并非各向同性, 同时对强边缘易产生伪响应^[14], 对噪声敏感. Harris 等^[11] 提出著名的 Plessey 算子通过建立梯度协方差矩阵来表达兴趣点周围的亮度变化, 其中矩阵元素经过了高斯平滑, 最后采用矩阵的迹与行列式的关系来构造 CRF, 避免特征值的繁琐求解. 该算法的突出优点是简单易实施、稳定性好, 目前被广泛使用. 缺点是定位精度不理想, 尤其在“T”, “X”, “Y”类型的角点处; 也容易丢失梯度不显著或者大钝角模糊型的角点, 另外计算时间比较长. Forstner 等^[12] 与 Harris 几乎同时提出类似的算法, 他采取了更多的措施以提高精度, 但是总体计算负担增加较大. 1997 年, Smith 等^[13] 首次提出了同值收缩核 (Univalue segment assimilating nucleus, USAN) 的概念, 从一个全新角度来描述当前点与邻近点的亮度对比关系. 该算法以当前点为圆心作用一圆掩模, 当前点被称为掩模的“核” (Nucleus). 在掩模内, 由那些与核有着相同或相近亮度的像素点组成的区域被称为“USAN”. 通过计算 USAN 面积值, 角点被定义为具有最小 USAN 面积 (SUSAN) 的那些像素点. SUSAN 的最大优点是方法十分简单, 具有积分特性, 抗噪性能良好, 定位精度不受角点类型的影响; 缺点是由于实际图像存在大量模糊

性边缘, SUSAN 或者易产生伪响应, 或者易丢失真实角点, 导致实际图像的检测率一般不及 Harris 算法, 此外积分过程也导致耗时较多. Trajkovic 等^[14] 应快速要求提出了 MIC (Minimum change of the intensity) 算法. 该方法基于角点在各个方向上亮度差异均比较高的事实, 试图找到某方向上邻近点与当前点最小的亮度变化, 以此作为 CRF, 将具有局部最大 MIC 的像素点作为角点. 该算法有可能是目前灰度图像处理中最快的角点检测方法. 令人遗憾的是该方法虽然简单, 却易产生伪响应, 尤其在斜直边缘或者模糊性边缘处; 检测水平一般, 对噪声也相当敏感. 不过它的快速性思想却得到了很好的推广, 纳入其他算法中可以加快速度^[15-16].

4) 其他类: 基于形态学的方法是近年来悄然兴起的分支^[17-19]. 小波变换^[20]、哈夫变换^[21]、模糊逻辑^[22]、神经网络^[23] 等方法也在检测图像角点中得到了应用, 此外还有一些特殊方法^[24-25].

我国国内也有许多学者^[15-16, 26-28] 开展了角点检测的研究, 大多是对传统算法的改进.

2 新算法描述

本文提出了一个全新的角点检测方法, 致力于提升检测的快速性与准确性. 新方法运用一种线搜索机制, 通过一系列逻辑上的判断来确定角点, 这与传统算法中以曲率值或者某 CRF 定义角点明显不同.

2.1 角点判断基本原理

本算法要求作用一个以当前像素为中心核的圆掩模, 在该掩模内搜索通过核的所有直线, 在这些直线 (以下简称“搜索线”) 中, 如果存在一条搜索线不穿过核附近给定邻域以外的其他 USAN 区域, 则当前像素点为角点. 如图 1 (a) 的角点处至少存在一条满足上述要求的搜索线; 而对于平坦区域或边缘点则不存在这样的搜索线, 如图 1 (b) 和 1 (c). 这种搜索线以下简称“非穿越线”. 图中, 阴影区为 USAN

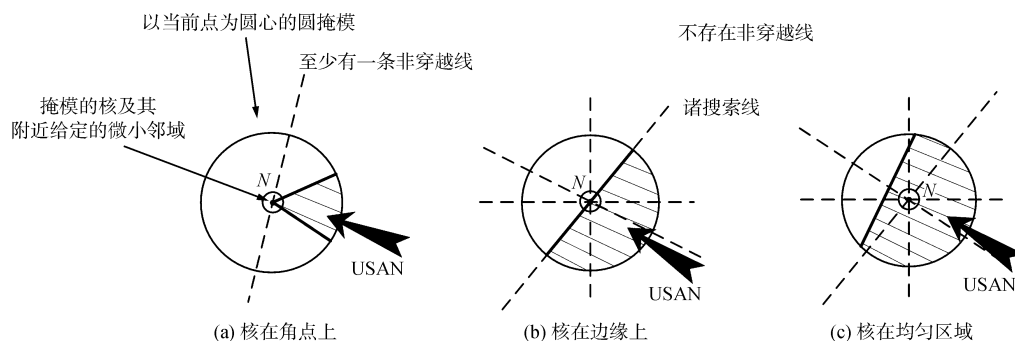


图 1 算法的基本原理在三种典型 USAN 形状下的体现

Fig. 1 The basic idea of the new algorithm in three cases of the typical shapes of USAN

区域, 即与核具有相同或相近亮度值 (以下简称为“同值”) 的像素点构成的区域.

2.2 有限数目搜索线的可行性与必要性理论分析

本算法似乎要求在所有可能的搜索线中确定是否存在非穿越线, 事实上只需要有限条搜索线. 下面从特例出发, 给出通用理论依据.

2.2.1 简单例子的启发

如图 2 所示, 角点的顶角为锐角时, 只需要两条均分圆掩模的搜索线, 无论角点处于怎样的姿态 (角点的姿态指形成角点的某条边相对于某基准线的旋转角度, 如图 3 所示不同姿态下的 α), 必有其中一条搜索线成为非穿越线.

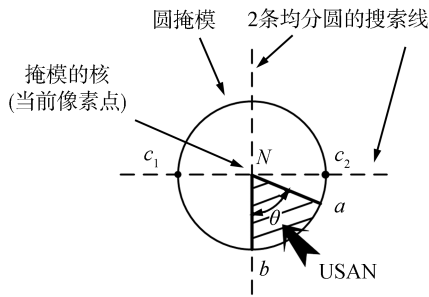


图 2 两条搜索线应对锐角型角点的情况分析

Fig. 2 Analysis on acute angle corner detection with only two search lines that divide a mask uniformly

图 3 给出了钝角型角点的情况. 如采用均分圆掩模的两条搜索线, 当角点处于图 3(b) 的姿态时, 垂直线可成为非穿越线; 当角点处于图 3(c) 的姿态时, 两条线均不能成为非穿越线. 图 3(b)~3(c) 中的 a' 是拐角 aNb 处于图 3(a) 姿态时, 边 Na 与圆掩模的交点, 是固定的点, 在图 3(a) 中, a 与 a' 重叠. 因此两条均分圆掩模的搜索线中可能存在非穿越线, 其概率等同于: 在扇形 dNc 范围内, 角 aNb 的边 Na 处于扇形 $a'Nc$ 中的概率.

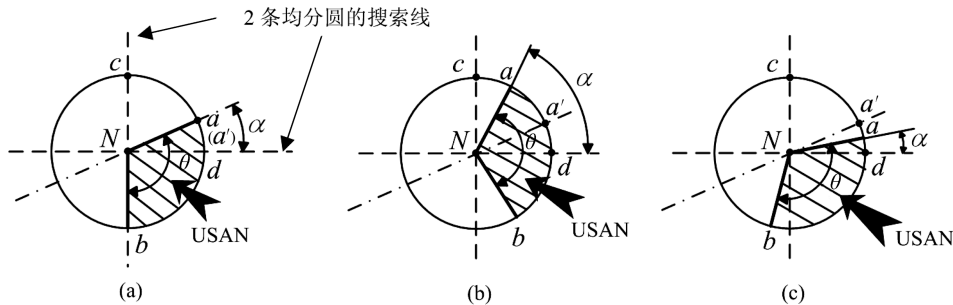


图 3 两条搜索线应对钝角型角点的概率分析

Fig. 3 The probability estimation when only two search lines deal with an obtuse angle corner

假设角点的姿态服从均匀分布 (作这样的假设既与实际大量图像中拐角所处姿态比较接近, 又便于理论的简化分析, 同时其他形式的分布并不会对结论产生根本差别), 设边 Na 在扇形 dNc 内所处的姿态为一随机变量 X , 这可以等效地表达拐角所处的姿态, 那么随机变量 X 也服从均分分布. 在真实角点处找到非穿越线的事件记为 S , 该事件发生的概率等效于随机变量在扇形 $a'Nc$ 中的概率, 记为 $P(S)$. 当 $\pi/2 \leq \theta < \pi$ 时, X 的概率密度为: $f_X(x) = \frac{1}{\pi/2}$, 则 $P(S) = \int_{\theta}^{\pi} f_X(x)dx = \frac{\pi-\theta}{\pi/2}$.

2.2.2 一般情况的理论分析与结论

为了保证在圆掩模内的各向同性, 我们选取能等分圆掩模的搜索线. 下面给出搜索线数目 n 与在真实角点处能找到非穿越线之间关系的一般性理论推导.

由图 4 得

$$P(S) = \begin{cases} 1, & \text{当 } 0 < \theta < \pi - \frac{\pi}{n} \\ \frac{\pi - \theta}{\frac{\pi}{n}}, & \text{当 } \pi - \frac{\pi}{n} \leq \theta < \pi \end{cases} \quad (1)$$

其中, 拐角姿态仍然假设是均匀分布, $\theta > \pi$ 的情形根据 USAN 区域的性质不需要讨论. 从此可得出结论:

- 1) 在给定角度 θ 的角点处, 设置的搜索线数目 n 越多, 则找到非穿越线的概率越高.
- 2) n 较大时, 可能丢失的仅为大钝角的角点. 不过大钝角型角点不被判为角点在许多情况下并不造成严重的后果, 因为实际大量的边缘并不总是直的.
- 3) n 过大, 从理论上讲可能造成更多大钝角伪角点 (即边缘点) 的过响应, 所以 n 的上限值必须进行限制.

在大量的图像中, 角点的顶角 θ 不是固定的, 呈现各种可能. 现在把顶角考虑为一随机变量 Θ , 表示 θ 的取值. 假设在 $(0, \pi)$ 内服从均匀分布 (作这一假

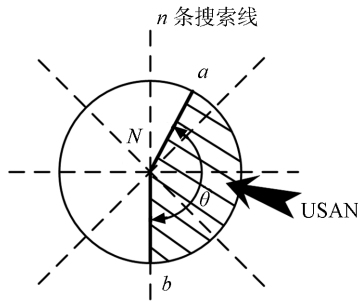


图 4 任意数目的搜索线应对给定角度角点的情况

Fig. 4 A case of arbitrary number of search lines dealing with a given angle corner

设的原因同前), 则 Θ 的概率密度是 $1/\pi$. 注意到当 $0 < \theta < \pi - \pi/n$, 事件 S 与随机变量 X 无关, 仅与 Θ 有关; 当 $\pi - \pi/n < \theta < \pi$, 事件 S 发生的概率由两独立的随机变量 X 与 Θ 的联合分布决定. 随机变量 X 的分布仅在 $\theta[\pi - \pi/n, \pi]$ 内讨论, 概率密度为 $\frac{1}{\pi/n}$. 因此:

$$P(S) = \int_0^{\pi - \frac{\pi}{n}} \frac{1}{\pi} d\theta + \int_{\pi - \frac{\pi}{n}}^{\pi} \int_{\theta}^{\pi} \frac{1}{\pi} \times \frac{1}{\pi} dx d\theta = 1 - \frac{1}{n} + \int_{\pi - \frac{\pi}{n}}^{\pi} \frac{n(\pi - \theta)}{\pi^2} d\theta = \frac{2n - 1}{2n} \quad (2)$$

由此结果可得出结论:

1) 搜索线数目至少需达到一定大小, 以保证在大量的真实角点处找到非穿越线的概率接近 1;

2) 当 n 比较大时, $P(S)$ 已接近 1, 之后随 n 的增大其增加得很小. 因此, 太大的 n 值没有意义.

2.3 算法采取的措施

2.3.1 初始过滤器

检验某搜索线是否为非穿越线是通过检验搜索线上的点是否属于 USAN 区域来实现的. 对于具有理想拐角边的角点只需要少量的点进行检验. 比如图 2 中对于水平搜索线只需要将圆掩模边界与该搜索线的交点作为检验点, 即检验 c_1 和 c_2 是否在 USAN 区域内即可. 这一简单措施有利于保留住真实的角点, 虽然也会保留大量的高梯度点. 另一方面, 考虑角点在一幅图中占的比例一般很小, 不必过早实施过细且计算复杂度高的算法步骤. 因此, 初始过滤器设计为以圆掩模边界作为检验的点, 如图 5 所示. 其中, 每一对点 r 与 r' 粗略地代表一条搜索线. 由概率分析的结论可知, 搜索线数目多可保留大量真实角点, 设计初始过滤器默认直径 $D = 9$ 个像素单位.

关于检验某点是否在 USAN 区域内, 根据 USAN 的定义^[13], 对于任意一个像素点 r (如图 5),

如果 $|I_r - I_N| \leq t$, 则 r 点属于 USAN; 否则 (即 $|I_r - I_N| > t$) r 点不属于 USAN, 其中, I_r 是任一像素点的亮度值, t 是亮度差异阈值.

设计的检验流程如图 6. 需遵守如下两点规则:

1) 在某搜索线上, 如果有一个检验点在 USAN 区域中, 则该搜索线不是非穿越线.

2) 如果某条搜索线在初始过滤器上的两个检验点被确认不在 USAN 区域, 则该搜索线初步被判定

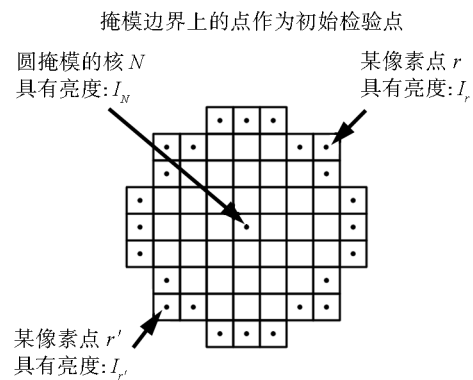


图 5 初始过滤器

Fig. 5 Initial filtering

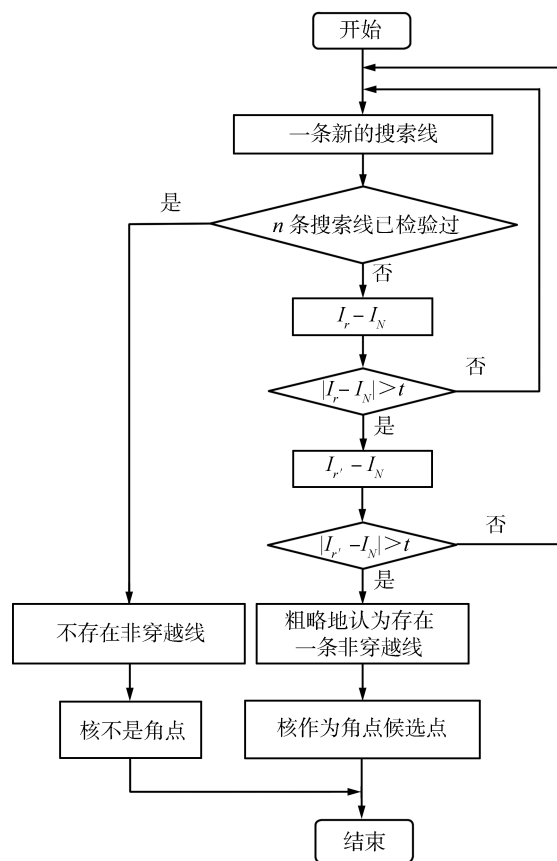


图 6 初始过滤流程

Fig. 6 Initial filtering flow chart

为非穿越线.

2.3.2 搜索线上的完整检验

考虑到获得的数字图像是离散的, 本算法以在搜索线上采样的若干检验点来代表整条搜索线进行检验.

2.3.2.1 基本检验过程

算法的基本原理曾提及: “核附近给定邻域”. 对于一个无大小的角点, 非穿越线应该不穿过除了该点的其他 USAN 区域. 然而在实际图像中, 掩模的核是有大小的像素点, 在核的附近存在与核同值的区域, 因此, 该区域必须视为核的一部分.

为了便于实现, 用一个围绕核的很小的圆 (远小于圆掩模) 来定义 “核附近给定邻域”. 在该邻域中, 由于包含了被视为核的一部分的同值区, 所以禁止进行检验操作, 我们称之为 “禁检圆” (Radius of no testing circle), 半径表达为: r_n .

至此, 那些位于禁检圆之外的 USAN 区域便构成了 “核附近给定邻域以外的其他 USAN 区域”, 如图 1 的阴影中除去了禁检圆内区域的其他部分. 图 7(只画了 1/4 圆掩模部分, 其余对称部分的处理是类似的) 中, 搜索线 NM 与禁检圆交于 K 点, 与圆掩模边界交于 L 点, KL 确定了检验点的采样范围. a, b, c, d 等空心点表示整像素点. KL 之间的亚像素点 x, y , 和 z 可作为代表 KL 段搜索线的若干检验点. 它们均处在上下两个整像素点之间, 可使用简单的单线性插值. 对于插值繁琐的 w 点, 由于其两侧的 y 点和 z 点已作为检验点, 可略去不检验, 几乎不影响结果. 关于线性插值求亚像素点的亮度有标准的方法, 本文不赘述. 需要注意的是虽然图 7 未画出其中心对称部分, 但在一条搜索线上, 必须对称地进行检验.

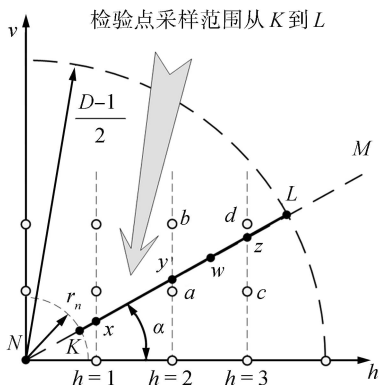


图 7 搜索线上若干代表性的采样点

Fig. 7 Some sampling points on a search line representing the search line

在搜索线上的基本检验流程类似于图 6 所示. 所要增加的一点规则是: 只有搜索线上那些代表性

的采样点都确认不在 USAN 区域, 才能判定相应搜索线是非穿越线.

2.3.2.2 禁检圆的设置

禁检圆的设立与实际图像是离散的有关, 它的大小与角点的顶角大小有关. 如图 8 的大钝角型角点, 像素点 b 被认为是真实角点的确切位置 (对整像素级的角度而言). 图中像素点 a 与 c , 以及其他很靠近点 b 的亚像素点与点 b 在亮度上是同值的. 图中的禁检圆设得过小, 这些点将处于该圆以外, 而经历第 2.3.2.1 节中介绍的基本检验过程. 这将导致误判为非穿越线不存在. 如果将禁检圆适当增大, 则图中的虚线所示的搜索线可成为非穿越线, 从而使角点 b 得以保留. 从图中可知, 至少 r_n 需满足 $r_n > 1$, 实际经验获知, $1.5 \leq r_n \leq 6$ (默认值 4).

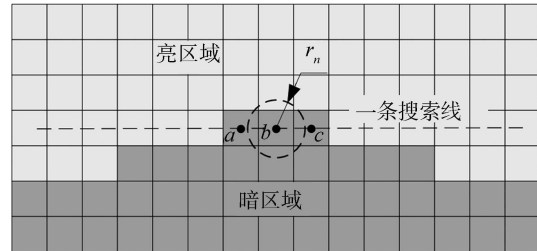


图 8 太小的禁检圆会导致在大钝角型角点处找不到非穿越线

Fig. 8 Too small value of r_n would lead to no uncrossing line found at the tip of an large obtuse angle corner

2.3.2.3 斜坡型边缘上少量伪响应的抑制

实际图像由于传感器的低频特性, 边缘基本上是模糊的, 并且大部分是斜坡型边缘. 经过搜索线的基本检验过程后, 斜坡型边缘上有少量点被误判为是角点候选点. 如图 9, 对于点 a 和点 b 都能找到各自的非穿越线 l_a 和 l_b . 这是因为模糊斜坡型边缘点 b 是中间亮度值点, 所以在非穿越线两侧的点都与 b 亮度值不同. 这样的边缘点与角点不同之处在于一

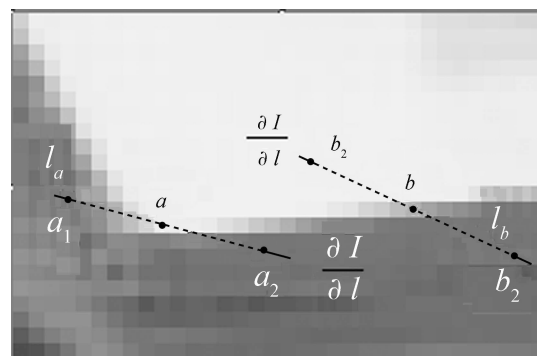


图 9 模糊斜坡型边缘的伪响应点与真实角点的区别
Fig. 9 Distinguishment between blurring ramp edges and corners

定邻域内, 沿着非穿越线, 边缘 b 点的亮度非极值, 通常是单调增加或减小, 即亮度方向导数 $\frac{\partial I}{\partial l}$ 一般不改变符号; 而角点 a 的亮度沿非穿越线是一极值, $\frac{\partial I}{\partial l}$ 通常会改变符号. 为了简便, 可以 $(I_{b1} - I_b) \times (I_b - I_{b2})$ 的符号正负性来判别.

2.3.2.4 基于最大同值距离的非极大值抑制角点定位

和以往的诸多算法一样, 本文算法在图像的实际角点处也存在检出的角点数不唯一的情况. 对于上述问题, 通常的做法是通过非极大值抑制来确定最符合条件的唯一角点以实现像素级的精确定位. 然而, 以往算法中可用于非极大值抑制的度量特性并不能直接适用于本文算法. 为此, 提出下面所示基于最大同值距离 d_{MH} 的角点定位算法.

关于 d_{MH} : 在已找到的某非穿越线上, 从禁检圆外侧往里, 接近核的某一段必然是与核同值的. 与核同值且最远的点确定了一个最大同值距离, (Maximal homo-value distance) d_{MH} , 如图 10 中的 w 与 v 点分别确定了核 a 与 b 的 d_{MH} . 最大同值距离的点 (如 w 点) 确切位置可由非穿越线上点 x 与 y 的亮度值线性插值得到. 关于 x 与 y 亮度值的获得在前面已说明. 非穿越线的两侧都必须计算 d_{MH} , 以其中较大者作为最终的 d_{MH} .

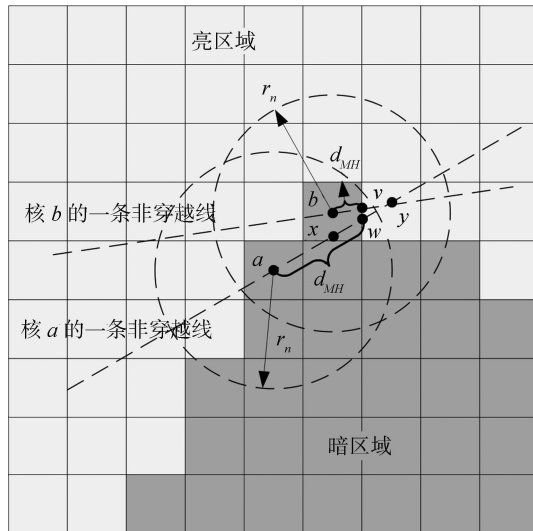


图 10 真实角点处拥有最小的最大同值距离 d_{MH}
Fig. 10 A real corner with the smallest maximal homo-value distance d_{MH}

我们的论断是: 一个真实角点在其周围诸角点候选点中拥有最小的 d_{MH} , 如图 10 中像素点 b 的 d_{MH} 比像素点 a 的更小. 下面给出证明.

证明. 在角点无大小的理想情况下, 非穿越线应该穿过尖拐角的顶点或切点. 然而在检测到角点之前, 预先只能在像素级水平上寻找非穿越线. 所以非

穿越线实际穿过角点的情况如图 11. 其中, 图 11 (a) 是一种曲率不存在的理想尖角点, 图 11 (b) 是轮廓曲线导数连续的一般角点情况. N_1, N_2 是整像素的角点, d_p 是核与理想顶点或切点的微小距离. 为了简化分析, 我们作如下假设: 每个候选角点的 d_p 都相等, 即为常数, 且认为 $0 < d_p < 0.5$ 个像素单位; 在角点的一个微小邻域内, 顶角或者曲率不发生变化; 非穿越线关于拐角呈左右对称.

由图 11 (a) 得 $d_{MH} = d_p \tan \theta / 2$, 其中, θ 是角点的顶角. 由图 11 (b) 得 $d_{MH} = R \sin \beta / 2$, $d_p = R - R \cos \beta$, 消去 β , 得 $d_{MH} = \sqrt{d_p(2R - d_p)}$, 其中, R 是曲率半径, 且 $R \gg d_p$.

在角点候选点中, 真实角点处的顶角 θ 或曲率半径 R 应为最小值^[5, 8], 所以 d_{MH} 亦为最小. \square

本文使用 $1/d_{MH}$ 来进行非极大值抑制以定位唯一的角点.

值得指出的是, 一般按照第 2.3.1 节的规则 2), 当找到某条非穿越线即可停止其他搜索线的检验, 然而此可能引起搜索线不关于拐角对称, 从而过于偏离前述假设. 不妨收集其所有的非穿越线, 确定最小 d_{MH} 的那条非穿越线, 则能最大程度上逼近对称性. 因为从图 11 可知, 对称情况下的非穿越线比不对称的具有更小的 d_{MH} .

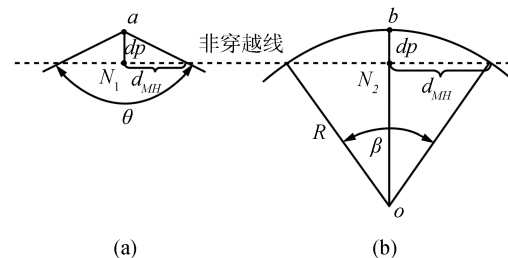


图 11 真实角点处具有最小 d_{MH} 的解释

Fig. 11 Explanation of why a real corner has the smallest d_{MH} among corner candidates

2.3.3 伪响应抑制补充方法

前述方法实施后仍然会遗留一些问题: 在禁检圆有所放大的情况下, 角点周围易产生伪响应, 特别是尖角角点处. 如图 12, 像素 a 为真实角点, 然而由于 r_n 不可设得很小, 图中以黑点表示的像素点, 均可能被误判为角点. 这些不能简单地通过非极大值抑制得以完全消除.

这里仍然应用线搜索的机制, 设计了如下的抑制器: 如图 13, 搜索能够穿过核与圆掩模内整像素点的所有直线, 如果存在这样一条搜索线, 在该线上, 最靠近核的若干个整像素点与核同值, 且分布在核两侧, 则核不是真实角点, 需要抑制掉.

根据实际经验, 与核同值的整像素点数 (Num-

ber of homo-value pixels) n_h 可以按照距离核最近的检验点所在圆的直径 d_{clst} 做如下设置:

$$\begin{cases} n_h = 4, & \text{当 } d_{clst} \leq 5 \\ n_h = 3, & \text{当 } d_{clst} = 7 \\ n_h = 2, & \text{当 } d_{clst} \geq 9 \end{cases} \quad (3)$$

如图 13 中 a_1, a_2 , 所在圆的直径为 7, 只需检验 a_1, a_2, a_3, a_4 ; 而 b_1, b_2 所在圆的直径为 5, 需要检验的点更多, 同值点数 n_h 也更多.

该抑制器中关于分布在核两侧的原理对于抑制线条型、屋脊型边缘很有效. 另外, 该伪响应抑制措施显示出少许的抗噪性能.

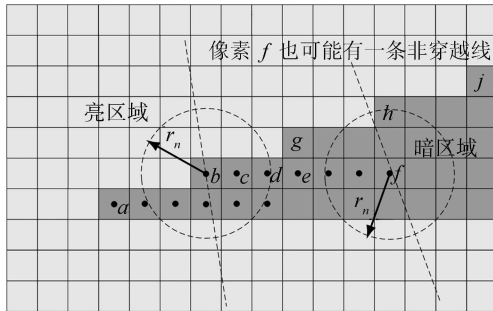


图 12 在尖角角点附近可能发生的伪响应
Fig. 12 Some possible false response near an acute angle corner

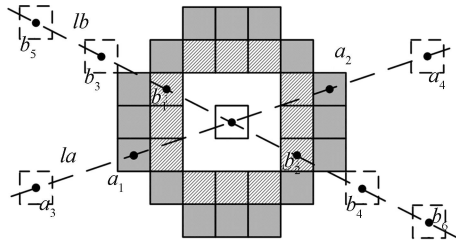


图 13 穿过整像素点的搜索线上最靠近核的若干整像素点
Fig. 13 Some pixels that are nearest to the nucleus on a search line that crosses the pixels

3 算法实施步骤

算法在实施中, 动态设计了各步的搜索线数、搜索线上的检验点数以及掩模的大小, 以求更优化.

步骤 1. 执行初始过滤器, 初始圆掩模直径取 $D_1 = 9$ 附近. USAN 的阈值 t 与图像的对比如有关, 一般从 4 到 50. 后续步骤中该阈值也与此一致.

步骤 2. 执行第 2.3.3 节的伪响应抑制. 鉴于这一步是整像素点级的采样, 所以圆掩模直径设置为 $D_2 = 15$ 这个较大的值, 以保证搜索线有足够的覆盖面.

步骤 3. 执行第 2.3.2 节的搜索线充分检验. 该过程由于计算量相对高, 放在第 2.3.3 节的伪响应抑制措施之后, 仅作用于步骤 2 遗留下来的候选点上, 有利于减小总体计算量. 圆掩模直径取 $D_3 = 17$ 附近. 如果 r_n 增大, 则 D_3 需相应增大, 至少满足 $(D_3 - 1)/2 - r_n > 3$. 搜索线数目 $n = 16$ 为宜.

步骤 4. 执行非极大值抑制, 窗口宽度: 5, 7 或 9.

以上步骤中的圆掩模直径作调整时, 建议 $D < 19$, 因为距离核太远的信息是不可靠的.

4 实验结果

4.1 准确性检验

准确性 (Accuracy) 包括两方面的性能: 1) 定位精度; 2) 检测率.

定位精度由定位误差衡量, 定位误差指检测出的特征点位置与正确的特征点位置之间的偏差距离.

检测率包括正检率与误检率两方面. 那些被检测出的真实角点记为: 真阳性 (True positive, TP); 那些被检测出的错误角点记为: 假阳性 (False positive, FP); 那些本来是真实角点却未被检测出的记为: 假阴性 (False negative, FN)^[29]. 正检率 (Detection rate): $R_D = TP / (TP + FN)$; 误检率 (Error rate): $R_D = FP + FN / (TP + FP + FN)$ ^[29]. 我们要求算法的正检率应尽可能地高, 而误检率应尽可能地低.

4.1.1 定位精度测试

4.1.1.1 人工菱形图

图 14(a) 是包含一个菱形的人工图像 (128 像素 \times 128 像素), 图 14(b) ~ 14(d) 分别是经过方差 $\sigma^2 = 1, \sigma^2 = 2, \sigma^2 = 4$ 高斯平滑的图像. 实际图像的边缘一般不是阶跃的而是模糊的, 高斯平滑人工图像有利于逼近实际图像的特性. 这些图主要用来测试尖顶角类角点的定位精度. 参考的真实角点坐标 (像素级水平) 为

$$\{x, y\} = \{(64, 31), (64, 97), (48, 64), (80, 64)\}$$

图 14(a) 和 14(b) 中新算法参数设置值为: 25/9/19/4/16 ($t/D_1, D_2/D_3/r_n/n$); 图 14(c) 与图 15(c) 中 USAN 的阈值 t 设为 18, 而图 14(d) 与图 15(d) 中 USAN 的阈值 t 设为 10. 这主要是由于高斯平滑带来的图像对比度的降低使然. 其余参数设置按默认值.

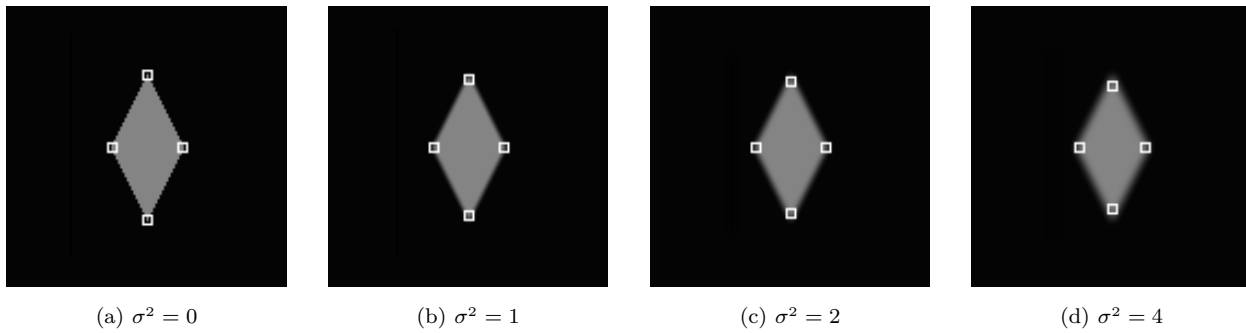


图 14 不同高斯平滑下菱形图的新算法角点检测定位效果

Fig. 14 Localization accuracy testing of the new corner detector given the rhombus images with Gaussian smoothing of different variances

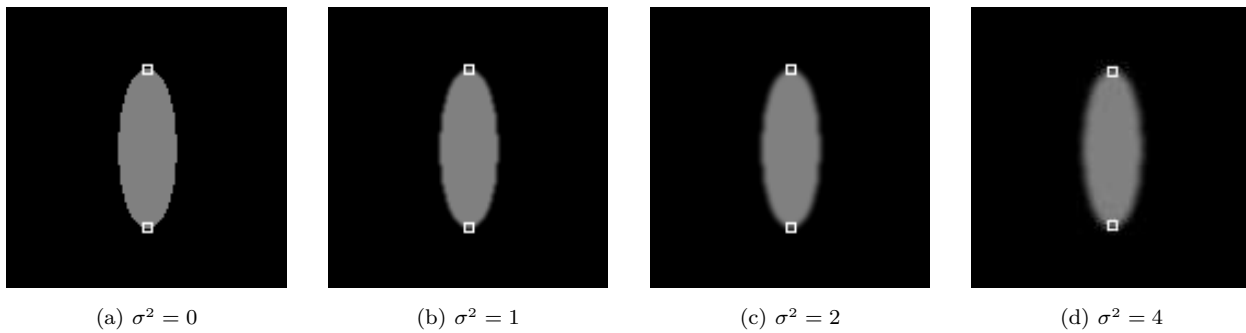


图 15 不同高斯平滑下椭圆图的新算法角点检测定位效果

Fig. 15 Localization accuracy testing of the new corner detector given the ellipse images with Gaussian smoothing of different variances

菱形图测试后的各角点坐标分别为

$$\{x, y\} = \{(64, 31), (64, 97), (48, 64), (80, 64)\}$$

$$\{x, y\} = \{(64, 33), (64, 95), (48, 64), (80, 64)\}$$

$$\{x, y\} = \{(64, 34), (64, 94), (48, 64), (80, 64)\}$$

$$\{x, y\} = \{(64, 36), (64, 92), (49, 64), (79, 64)\}$$

4.1.1.2 人工椭圆图

图 15 (a) 是包含一个椭圆的人工图像 (分辨率同前), 图 15 (b)~(d) 分别是经过方差 $\sigma^2 = 1$, $\sigma^2 = 2$, $\sigma^2 = 4$ 高斯平滑的图像. 这些图主要用来测试通常被钝化的角点的定位精度. 参考的真实角点坐标 (像素级水平) 为

$$\{x, y\} = \{(64, 28), (64, 100)\}$$

参数设置同图 14, 椭圆图测试后的各角点坐标分别为

$$\{x, y\} = \{(64, 28), (64, 100)\}$$

$$\{x, y\} = \{(64, 28), (64, 100)\}$$

$$\{x, y\} = \{(64, 28), (64, 100)\}$$

$$\{x, y\} = \{(64, 29), (64, 99)\}$$

4.1.1.3 平均定位误差统计对比

为了更客观准确, 给出了图 14~16 的人工角点图在不同方差高斯平滑作用后, 新算法与 MIC, SUSAN, Harris 算法的平均角点定位误差对比情况见表 1, 距离单位: 像素.

表 1 4 种角点检测算法作用于不同高斯平滑人工图的平均定位误差对比 (像素)

Table 1 Localization testing of the four algorithms on the artificial images with different variances of Gaussian smoothing (pixel)

算法	MIC	SUSAN	Harris	新算法
$\sigma^2 = 0$	0.1229	0.0597	1.3903	0.0
$\sigma^2 = 1$	1.2715	1.1134	1.4405	0.6597
$\sigma^2 = 2$	1.8464	2.3822	1.9364	1.7092
$\sigma^2 = 4$	3.7977	3.8108	2.5121	2.5064

实际图真实角点正确位置的确定比人工图要困难得多, 且带有主观性. 为了能尽量给出一个客观的评估, 我们参考了文献 [9, 30] 中基于 Ground-truth 的人工观测统计法, 同时对实际图作用了无高斯平滑过程的 Canny 算子, 以求获得比较精确的边缘,

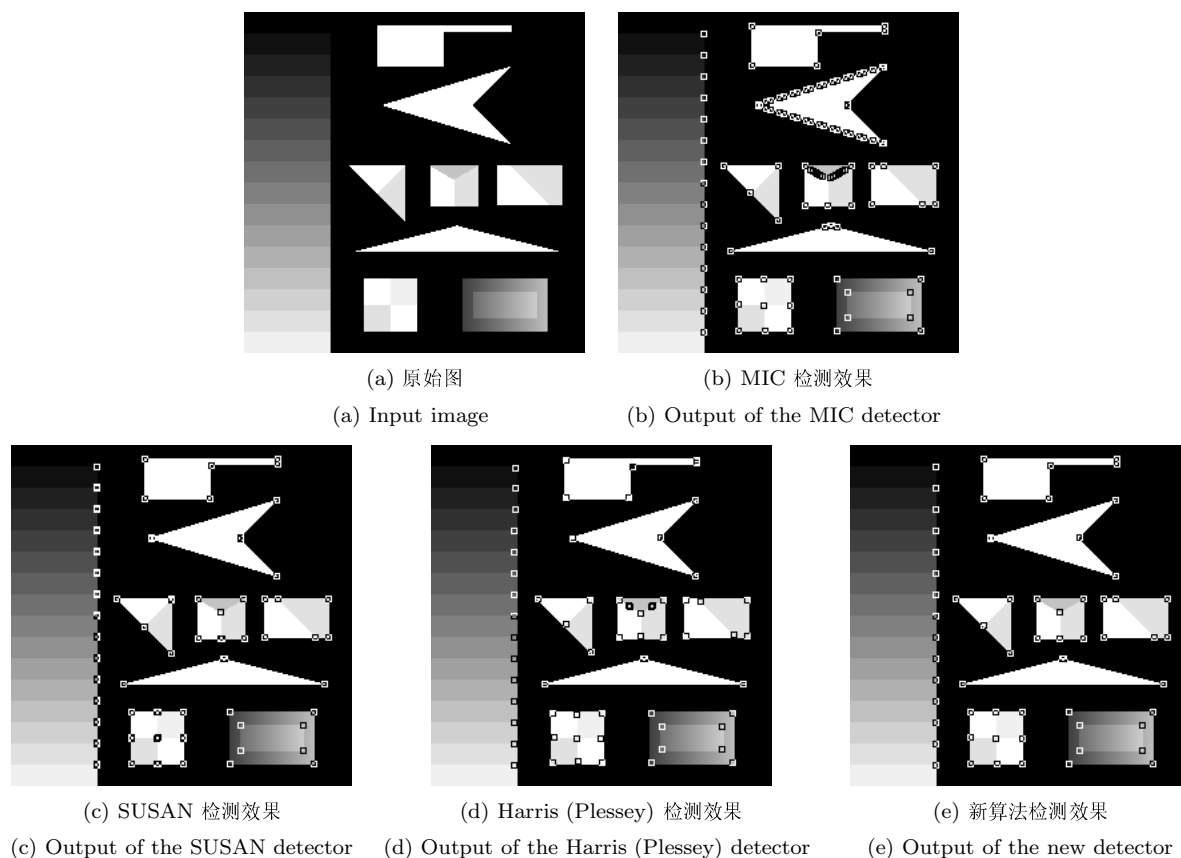


图 16 MIC, SUSAN, Harris 与新算法在人工角点汇集图上的作用效果

Fig. 16 Outputs of the MIC, SUSAN, Harris and the new corner detectors given the synthetic image

通过对边缘梯度方向变化为最大的测量获得了角点的参考正确位置. 表 2 和表 3 给出了图 17 和图 18 的原图和 $\sigma^2 = 1$ 的高斯平滑图在 MIC, SUSAN, Harris 与新算法作用后的平均角点定位误差对比情况. 实际图本身已经是模糊的, 所以更强高斯平滑程度下的角点测试意义不大.

表 2 4 种角点检测算法作用于积木图的平均定位误差对比 (像素)

Table 2 Localization testing of the four algorithms on the block image (pixel)

算法	MIC	SUSAN	Harris	新算法
$\sigma^2 = 0$	0.935	1.183	0.987	0.856
$\sigma^2 = 1$	1.652	1.486	1.215	1.206

表 3 4 种角点检测算法作用于房屋图的平均定位误差对比 (像素)

Table 3 Localization testing of the four algorithms on the house image (pixel)

算法	MIC	SUSAN	Harris	新算法
$\sigma^2 = 0$	1.055	1.164	1.367	0.881
$\sigma^2 = 1$	1.614	1.412	1.514	1.478

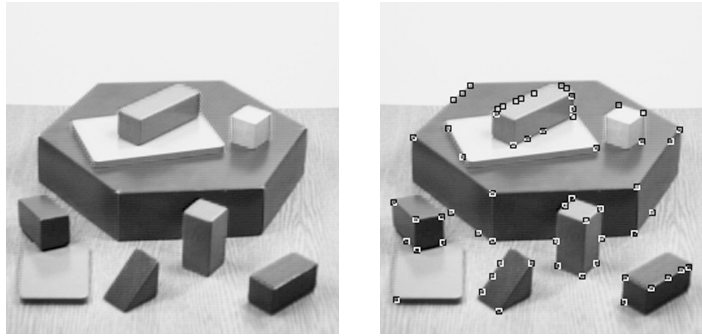
从 3 个表的结果综合来看, 新算法的定位精度是最好的. Harris 在实际图中的定位精度良好, 性能与新算法接近, 但在人工图中的定位精度偏差比较大. MIC 的定位精度随着高斯平滑程度的不断加强而滑坡明显, 说明其定位精度对图像的模糊性相当敏感. SUSAN 应对人工图时, 随着高斯平滑程度的加强, 定位精度也下滑明显, 幸运的是其应对实际图像时表现出来的定位精度尚可.

4.1.2 典型角点图测试

4.1.2.1 人工角点汇集图

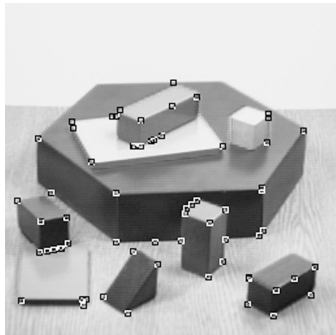
图 16 所示的人工典型角点图被广泛用来测试角点检测算法^[4, 13-16, 27-28], 本文通过前述 4 种算法的作用, 在定位精度、检测率上进行主观观察上的效果对比. 新算法的参数 USAN 阈值 $t = 10$, 其余取默认值. 其他算法的参数设置尽量调整到最佳效果, 因篇幅所限不赘述.

从定位精度看, Harris 算法在“T”, “X”, “Y”类型的角点处发生明显偏差; 其他算法与新算法的定位精度良好. 从检测率看, MIC 算法产生了大量的伪响应, 尤其在倾斜的阶跃边缘处; 新算法与 SUSAN 算法的效果优良; Harris 则有少量的伪响应. 综合起来, 新算法与 SUSAN 的效果是最好的.



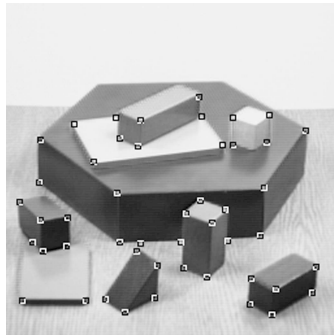
(a) 原始图
(a) Input image

(b) MIC 检测效果
(b) Output of the MIC detector



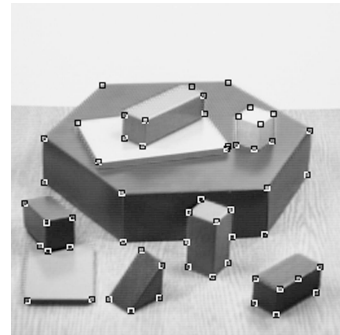
(c) SUSAN 检测效果

(c) Output of the SUSAN detector



(d) Harris (Plessey) 检测效果

(d) Output of the Harris (Plessey) detector

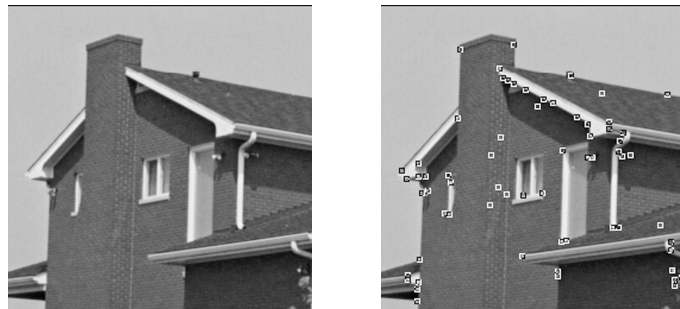


(e) 新算法检测效果

(e) Output of the new detector

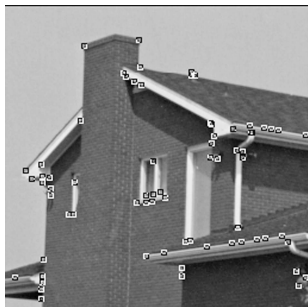
图 17 MIC, SUSAN, Harris 与新算法在木块图上的作用效果

Fig. 17 Outputs of the MIC, SUSAN, Harris and the new corner detectors given the block image



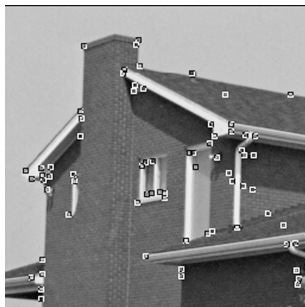
(a) 原始图
(a) Input image

(b) MIC 检测效果
(b) Output of the MIC detector



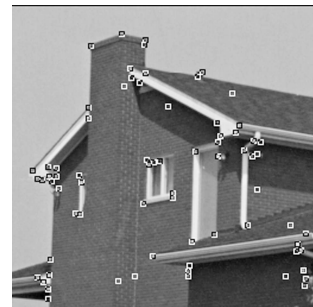
(c) SUSAN 检测效果

(c) Output of the SUSAN detector



(d) Harris (Plessey) 检测效果

(d) Output of the Harris (Plessey) detector



(e) 新算法检测效果

(e) Output of the new detector

图 18 MIC, SUSAN, Harris 与新算法在房屋图上的作用效果

Fig. 18 Outputs of the MIC, SUSAN, Harris and the new corner detectors given the house image

4.1.2.2 木块图与房屋图

图 17 和图 18 所示的木块图与房屋图是被广泛用来测试角点检测算法的典型实际图像 [5, 8-9, 24, 27]. 两图反映了实际拍摄后图像内容的一般特性: 1) 边缘、角点模糊; 2) 有一定的阴影、噪声与纹理; 3) 光照不均匀等. 两幅图对于检验算法的实际应用价值具有很强的代表性.

对两幅图的测试, 新算法均按建议的参数取值. 从图 17 和图 18 的结果可看出, MIC 算法在实际图的倾斜边缘处也易产生伪响应. SUSAN 算法应对实际图像的能力不理想, 有些真实特征未能响应, 而伪响应较多. Harris 算法应对实际图像的能力比前两者强, 检测水平尚可, 然而正如第 1 节所述, 其比较容易丢失大钝角型以及梯度不显著的角点. 而新的线搜索式算法则显示出了很高的检测水平, 体现在不仅绝大部分真实特征能响应, 而且伪响应也比较少.

4.1.3 平均检测率的统计结果

为了给出更为客观、定量的验证, 我们采集了包括本文所示的所有图以及其他富含角点的图像, 进行了大量的测试, 统计出了 4 种算法的平均正检率与误检率, 列于表 4 中.

结果表明, MIC 的误检率很高, SUSAN 的误检率也比较高, 两种算法的正检率都不理想. Harris 算法虽然正检与误检都比前者好, 但并未达到一个高水平. 而新算法表现为正检率高, 误检率低, 达到了一个高的检测水平上.

表 4 4 种算法在较多样本下的平均检测率 (%)

Table 4 Average detection rates and error rates of the four algorithms on a number of samples (%)

算法	MIC	SUSAN	Harris	新算法
正检率 R_D	72.7	68.5	78.6	87.5
误检率 R_F	41.2	29.1	21.3	14.7

4.2 计算量的分析与执行时间实验对比

受到很多算法通过由粗及细的实施来提速的启发, 新算法采取了类似于 MIC 算法中多网格的技术以提高计算速度. 理论与实验均推荐动态设计有限数目的搜索线以及搜索线上有代表性的若干检验点, 使得新算法的计算量得到了很好的控制.

为了更透彻明了, 我们对 4 种算法的计算量进行了定量分析, 其中的推算类似文献 [14], 计算复杂度按照各算法默认的参数取值得到. 出于缩小正文篇幅, 同时考虑到这部分对于新算法的理解与实施不是最需要的, 我们将其作为附录供参考, 请参见附录.

图像处理的时间会因图像尺寸、内容的不同而不同, 即便是同一幅图, 执行时间也不是恒定的, 故本文在表 3 中给出了各算法在不同图像尺寸下的一个时间范围. 为了更客观, 表 5 的结果来自较多图像处理结果的统计. 表 5 中的计算复杂度是以每个像素点的平均运算操作量 (Average operations) 表示的. 图像尺寸包括 256 像素 \times 256 像素的, 也有更常用的 640 像素 \times 480 像素的实际图像. 测试使用的是 CPU 为 AMD 速龙 1600+ (1.4 GHz) 的 PC 机.

表 5 4 种算法在较多样本下的执行时间范围

Table 5 Computational times of the four algorithms on a number of samples

算法	MIC	SUSAN	Harris	新算法
计算复杂度	15	79	165	26
256 \times 256 图像的 处理时间 (ms)	4 ~ 8	36 ~ 40	46 ~ 55	5 ~ 13
640 \times 480 图像的 处理时间 (ms)	12 ~ 30	175 ~ 190	306 ~ 320	26 ~ 80

由表 5 可知, Harris 算法的执行时间比较长; SUSAN 算法虽然原理上简单, 但执行时间并不少; MIC 执行时间特别短, 这与它简单的 CRF 以及其他的措施少有关. 新算法的执行时间虽然略多于 MIC, 却仍然比 Harris 与 SUSAN 少了近一个数量级. 另外新算法与 MIC 的执行时间随着图像内容的不同呈现的波动比其他两种算法大, 这说明它们的计算复杂度与图像成份的关系更大.

5 结论

新算法没有基于复杂而抽象的理论, 使得该方法简单易懂. 它在速度上仅稍慢于 MIC 这个可能最快的角点算法, 但检测性能却大大提升, 综合性能超过了经典的一些算法.

新算法呈现出了其他的一些特殊性: 它不像传统算法有个曲率值或者 CRF 来定义角点, 而是使用组合的逻辑判断来定义角点. 新算法的精髓是寻找非穿越线, 绝大部分的操作是围绕非穿越线进行的.

我们在实验中发现, 本算法虽然采取了较多的伪响应抑制措施, 具有一定的抗噪性能, 然而在噪声加重时, 检测性能下滑明显. 为此, 在噪声较多时, 应实施一定的高斯滤波降噪, 此时新算法的正检率并不会明显下降, 而误检却显著改善. 今后, 有必要进一步研究并提高新算法的鲁棒性. 另外, 参数自适应调整以及亚像素级的角点定位精度也是重要的研究方向.

附录 A 4种算法的计算复杂度估计

一些算法的计算复杂度取决于图像内容. 角点通常在一幅图像中只占很小的比例. 从大量的样本图像统计, 粗略的角点候选点 (绝大部分是边缘点) 占到 2%~16% 左右, 因此我们在后面的估计中将这个比例假设为 10%, 即高梯度的图像点所占的百分比. 有些算法的后续步骤只作用于前一步保留下来的像素上, 这个比例也假设为 10%. 我们将对每个像素点平均运算操作的次数 (Computational complexity) C 进行估计, 给出相应的结果. 为避免过于繁琐又费解的完全估计, 我们仅对容易估计的并且主要决定了算法复杂度的部分进行估算. 以下叙述中各符号含义因篇幅不一介绍, 可参见原文.

A1 MIC 的计算量

步骤 1. MIC 的角点响应函数为: $R_N = (f_p - f_N)^2 + (f_{p'} - f_N)^2$.

在步骤 1 中, 在掩模的每个方向都要执行 5 次加法与 2 次乘法操作. 为简便, 估算为 7 个基本运算操作. 根据原文的设计思想, R_N 将在低梯度处只执行一次, 而在角点候选点 (由于是粗检, 所以就是高梯度处) 最多执行 $(D_1 + 1)$ 次, D_1 是步骤 1 圆掩模的直径.

步骤 2. 分为步骤 2a 与 2b. 在步骤 2a 中, R_N 将执行 $(D_2 + 1)$ 次, D_2 是步骤 2 圆掩模的直径. 步骤 2b 的像素间插值逼近部分的计算量估计过于复杂, 而且这部分也只是在步骤 2a 执行后留下来的更少角点候选点上, 所以对计算时间的影响比较有限, 不会影响总体计算量的大致水平, 故忽略. 如此, 平均复杂度的计算公式为

$$C = 7 \times 90\% + 7 \times (D_1 + 1) \times 10\% + 7 \times (D_2 + 1) \times 10\%$$

按照原文的默认值, 如果 $D_1 = 3, D_2 = 7$, 则 $C = 15$ 次基本运算操作.

A2 SUSAN 的计算量

步骤 1. 对圆掩模以内的像素点都要计算亮度差异, 其复杂度大约就是圆掩模的面积, 即 $\frac{\pi}{4}D^2$ 次基本运算操作, D 为掩模直径. 接着亮度差异值与 USAN 阈值进行比较, 计算操作次数同前, 即 $\frac{\pi}{4}D^2$.

步骤 2. 在角点候选点上, USAN 的面积计算量最多为 $\frac{1}{2} \times \frac{\pi}{4}D^2$ 次. 后续步骤以及原文辅助性的一些措施将在更小比例的角点候选点上, 不会影响总体计算量的大致水平, 故忽略.

如此, 平均复杂度的计算公式为

$$C = \frac{\pi}{4}D^2 \times 2 + 2 \times \frac{\pi}{4}D^2 \times 10\%$$

按照原文的默认值, 如果 $D = 7$, 则 $C = 79$.

A3 Harris 的计算量

Harris 复杂度基本上与图像的成份无关.

步骤 1. 在每个像素点, 要计算 I_x^2, I_y^2, I_{xy} . I_x 的计算包含 3 次加法与 3 次乘法; I_y 相同. 所以, I_x^2 与 I_y^2 分别执行 7 次基本运算操作, I_{xy} 执行 1 次. 为此, 梯度计算量为 $7 + 7 + 1 = 15$.

步骤 2. 高斯卷积. 参数 A 的计算将执行 D^2 次加法与 D^2 次乘法, 其中 D 是高斯卷积正方形窗口的宽度. 参数 B 与 C 的计算量与 A 相同, 所以这一步的复杂度为 $6D^2$. 其他步骤不影响总体计算量的大致水平, 故忽略. 如此, 平均复

度的计算公式为

$$C = 15 + 6 \times D^2$$

如果 $D = 5$, 则 $C = 165$.

A4 新算法的计算量

步骤 1. 在圆掩模的边界上每个像素点执行加法与绝对值计算, 复杂度为 $2 \times \pi D_1$, 其中 D_1 是掩模直径. 考虑到角点候选点在图像中占的比例少, 大部分区域是平坦的, 我们将图 6 的流程稍作改动. 如果 $|I_r - I_N| \leq t$, 不立即退出原搜寻线的检验, 而是继续检查对称点的 $|I_{r'} - I_N|$, 如果 $|I_{r'} - I_N| \leq t$, 则认为当前点在平坦区域, 此刻停止其他搜寻线的检验, 这样计算时间得到了进一步的节省, 复杂度估计为 $4 \times 90\% + 2\pi D_1 \times 10\%$.

步骤 2. 在 $D_2 = 7$ 以内, 各个整像素点所在的方向不重复, 计算量为 $2 \times \pi(\frac{D_2}{2})^2$, 而在 $D_2 = 9$ 以后, 一些方向已经检验, 在实现时这些方向是不必再检验的, 如水平、垂直以及对角方向等. 这说明此后计算量的增加并非与 D^2 成剧烈增长关系, 而是基本上只与 D 成线性 (比例) 增长关系. $D_2 = 7$ 的计算量为 $\frac{1}{2} \times \pi \times 7^2$, 故步骤 2 的计算量估计为 $\frac{49}{2}\pi \times \frac{D_2}{7}$.

考虑步骤 3 及之后的计算量估计太复杂, 同时后续的操作是在前面步骤遗留下来的更少比例的点上, 不太影响总体计算量的基本水平, 故不予估计.

如此, 平均复杂度的计算公式为

$$C = 4 \times 90\% + 2\pi D_1 \times 10\% + \frac{49}{2}\pi \times \frac{D_2}{7} \times 10\%$$

按照新算法的默认值, 如果 $D_1 = 9, D_2 = 15$, 则 $C = 26$.

References

- 1 Rutkowski W S, Rosenfeld A. A Comparison of Corner Detection Techniques for Chain-coded Curves, Technical Report 623, Computer Science Center, University of Maryland, USA, 1977
- 2 Freeman H, Davis L S. A corner-finding algorithm for chain-coded curves. *IEEE Transactions on Computers*, 1977, **26**(3): 297-303
- 3 Kitchen L, Rosenfeld A. Grey-level corner detection. *Pattern Recognition Letters*, 1982, **1**(2): 95-102
- 4 Wang H, Brady M. Real-time corner detection algorithm for motion estimation. *Image and Vision Computing*, 1995, **13**(9): 695-703
- 5 Mokhtarian F, Suomela R. Robust image corner detection through curvature scale space. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(12): 1376-1381
- 6 He X C, Yung N H C. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support. In: Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. 791-794
- 7 Zhang X H, Lei M, Yang D, Wang Y Z, Ma L T. Multi-scale curvature product for robust image corner detection in curvature scale space. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(5): 545-554
- 8 Mokhtarian F, Mackworth A K. A theory of multi-scale, curvature-based shape representation for planar curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(8): 789-805
- 9 Rattarangsi A, Chin R T. Scale-based detection of corners of planar curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(4): 430-449

- 10 Moravec H P. Towards automatic visual obstacle avoidance. In: Proceedings of the 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Cambridge, USA: Morgan Kaufmann Publisher, 1977. 584
- 11 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. In: Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Berlin, Germany: Springer, 1988. 147–151
- 12 Forstner W, Gulch E. A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and centers of circular features. In: Proceedings of the Workshop on Fast Processing of Photogrammetric Data. Interlaken, Switzerland: ISPRS, 1987. 281–305
- 13 Smith S M, Brady J M. SUSAN — a new approach to low level image processing. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **23**(1): 45–78
- 14 Trajkovic M, Hedley M. Fast corner detection. *Image and Vision Computing*, 1998, **16**(2): 75–87
- 15 He Kai, An Ru, Zhou Shao-Guang, Jin Xia-Ling. A novel fast corner detector. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2005, **34**(3): 223–227
(何凯, 安如, 周绍光, 金夏玲. 一种快速角点探测算子研究. 测绘学报, 2005, **34**(3): 223–227)
- 16 Zhu Ru-Jun, Sun Xian-Fang. Fast corner detection algorithm. *Computer Applications and Software*, 2005, **22**(1): 105–107
(朱如军, 孙先仿. 一种改进的角点探测方法. 计算机应用与软件, 2005, **22**(1): 105–107)
- 17 Laganier R. A morphological operator for corner detection. *Pattern Recognition*, 1998, **31**(11): 1643–1652
- 18 Liu W Y, Li H, Zhu G X. A fast algorithm for corner detection using the morphologic skeleton. *Pattern Recognition Letters*, 2001, **22**(8): 891–900
- 19 Shih F Y, Chuang C F, Gaddipati V. A modified regulated morphological corner detector. *Pattern Recognition Letters*, 2005, **26**(7): 931–937
- 20 Yeh C H. Wavelet-based corner detection using eigenvectors of covariance matrices. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(15): 2797–2806
- 21 Shen F, Wang H. Corner detection based on modified Hough transform. *Pattern Recognition Letters*, 2002, **23**(8): 1039–1049
- 22 Lee K J, Bien Z. A grey-level corner detector using fuzzy logic. *Pattern Recognition Letters*, 1996, **17**(9): 939–950
- 23 Tsai D M. Boundary based corner detection using neural networks. *Pattern Recognition*, 1997, **30**(1): 85–97
- 24 Bae S C, Kweon I S, Yoo C D. COP: a new corner detector. *Pattern Recognition Letters*, 2002, **23**(11): 1349–1360
- 25 Guru D S, Dinesh R. Non-parametric adaptive region of support useful for corner detection: a novel approach. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(1): 165–168
- 26 Xi Zhi-Hong, Liu Li-Bin, Xu Xin-Li. The improvement of corner detection of SUSAN algorithm. *Applied Science and Technology*, 2006, **33**(9): 29–31
(席志红, 刘利彬, 许新利. SUSAN 角点检测算法改进. 应用科技, 2006, **33**(9): 29–31)
- 27 Yang Li, Zhang Hong, Li Yu-Shan. Rapid adaptive RSUSAN algorithm of corner detection. *Computer Science*, 2004, **31**(5): 198–200
(杨莉, 张弘, 李玉山. 一种快速自适应 RSUSAN 角点检测算法. 计算机科学, 2004, **31**(5): 198–200)
- 28 Meng Tan-Kui, Hua Cheng-Ying. An improved algorithm for gray level corner detection. *Application Research of Computers*, 2005, **22**(4): 258–260
(孟坛魁, 华成英. 一种改进的灰度图像角点检测算法. 计算机应用研究, 2005, **22**(4): 258–260)

29 Golightly I, Jones D. Corner detection and matching for visual tracking during power line inspection. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(9): 827–840

30 Mokhtarian F, Mohanna F. Performance evaluation of corner detectors using consistency and accuracy measures. *Computer Vision and Image Understanding*, 2006, **102**(1): 81–94



张磊 东南大学机械工程学院博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉, 图像处理, 模式识别在机器人中的应用. 本文通信作者.

E-mail: zhanglei-nt@sohu.com

(ZHANG Lei Ph.D. candidate at the School of Mechanical Engineering, Southeast University. His research interest covers computer vision, image processing, and application of pattern recognition to robots. Corresponding author of this paper.)



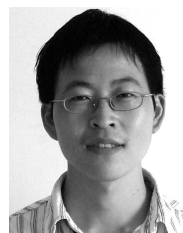
张志胜 东南大学机械工程学院教授. 主要研究方向为机器视觉与图像处理的应用, 制造过程质量控制, 机电系统工程与一体化. E-mail: oldbc@seu.edu.cn

(ZHANG Zhi-Sheng Professor at the School of Mechanical Engineering, Southeast University. His research interest covers application of machine vision and image processing, quality control of manufacturing process, and integration of mechanical and electrical engineering.)



史金飞 东南大学机械工程学院教授. 主要研究方向为视觉伺服机器人技术, 机电系统工程与一体化, 制造过程质量控制. E-mail: shjif@seu.edu.cn

(SHI Jin-Fei Professor at the School of Mechanical Engineering, Southeast University. His research interest covers technology of visual servo robots, integration of mechanical and electrical engineering, and quality control of manufacturing process.)



付清山 东南大学机械工程学院博士研究生. 主要研究方向为视觉伺服机器人的控制, 机器视觉与图像处理的应用.

E-mail: qsfu99@sohu.com

(FU Qing-Shan Ph.D. candidate at the School of Mechanical Engineering, Southeast University. His research interest covers visual servo control of

robots, applications of machine vision and image processing.)