



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104318559 A

(43) 申请公布日 2015. 01. 28

(21) 申请号 201410563502. 5

(22) 申请日 2014. 10. 21

(71) 申请人 天津大学

地址 300072 天津市南开区卫津路 92 号

(72) 发明人 史再峰 扈立超 曹清洁 高天野

徐江涛 李斌桥

(74) 专利代理机构 天津市北洋有限责任专利代

理事务所 12201

代理人 刘国威

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2006. 01)

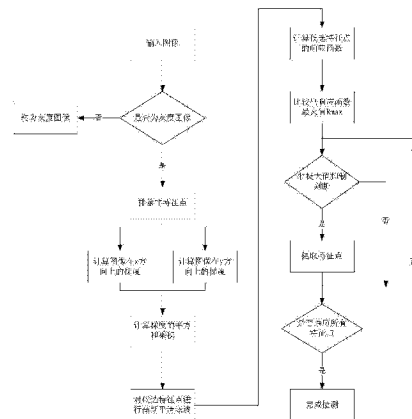
权利要求书2页 说明书6页 附图4页

(54) 发明名称

用于视频图像匹配的特征点快速检测方法

(57) 摘要

本发明涉及图像处理技术领域,为提出用于视频图像匹配的特征点快速检测方法,其具有一定的鲁棒性,能够在图像发生灰度变化、旋转和干扰噪声等情况下检测特征点,同时具有很高的检测效率,能够应用于视频系统中,为此,本发明采取的技术方案是,用于视频图像匹配的特征点快速检测方法,依次包括:排除非特征点步骤;梯度计算步骤;特征点响应参数计算步骤;排除干扰候选特征点步骤。本发明主要应用于图像处理。



1. 一种用于视频图像匹配的特征点快速检测方法,其特征是,依次包括:排除非特征点步骤;梯度计算步骤;特征点响应参数计算步骤;排除干扰候选特征点步骤。

2. 如权利要求 1 所述的用于视频图像匹配的特征点快速检测方法,其特征是,排除非特征点步骤具体为:所述的特征点检测方法首先选取一个半径为 3 像素的离散化的 Bresenham 圆,圆内有待检测点像素 P 以及像素 P 周围均布的像素 1 到像素 16 共 16 个点,首先检测像素点 1 和 9,如果这两个像素点的灰度值都在 $[I(p)-t, I(p)+t]$ 的范围内,则待检测点像素 P 不是特征点,将其排除,其中 $I(p)$ 为点 P 的灰度值, t 为一阈值;如果点 p 仍然可能是一个特征点,就继续检测像素点 5 和 13,如果这四个像素点中至少有三个点的灰度值大于 $I(p)+t$ 或者小于 $I(p)-t$,那么点 p 即为一个候选特征点,供所述的特征点检测方法后续处理,如公式一所示:

$$N = \sum |I(n) - I(p)| > t \quad (\text{公式一})$$

其中, n 为像素 1、5、9 和 13 中的任意一点,如果 N 大于等于 3,那么点 P 即为一个候选特征点,否则将其排除。

3. 如权利要求 1 所述的用于视频图像匹配的特征点快速检测方法,其特征是,梯度计算步骤具体为:梯度计算步骤分别使用水平差分算子和垂直差分算子对图像进行滤波,从而求得图像在水平和垂直方向上的梯度,并计算梯度的乘积,用于生成自相关矩阵 M 的元素;梯度计算如公式二和公式三所示:

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x} = I \otimes \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{公式二})$$

$$I_y = \frac{\partial I}{\partial y} = I \otimes \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{公式三})$$

其中 I 表示原图像, \otimes 表示卷积, I_x 和 I_y 分别表示图像在 x 方向和 y 方向上的梯度,即用图像中每个像素点与 x 方向和 y 方向的差分算子做卷积运算求得,水平方向差分算子参考公式二的 3×3 矩阵,垂直方向差分算子参考公式三的 3×3 矩阵;

计算梯度的乘积, $I_x^2 = I_x \times I_x$ 即由 x 方向上梯度的平方计算而得; $I_y^2 = I_y \times I_y$ 即由 y 方向上梯度的平方计算而得; $I_{xy} = I_x \times I_y$ 即由 x 方向上梯度和 y 方向上梯度的乘积计算而得。

4. 如权利要求 1 所述的用于视频图像匹配的特征点快速检测方法,其特征是,特征点响应参数计算步骤具体为:特征点响应参数是由特征点响应函数公式计算而得,特征点响应函数公式通过自相关矩阵的行列式和迹来计算每一个像素点的响应参数,而自相关矩阵是对梯度的平方和乘积进行高斯滤波求得,如公式四和公式五所示:

$$R = \det(M) - k \times (\text{trace}(M))^2 \quad (\text{公式四})$$

$$M(p) = \sum_{(x,y) \in W} \left\{ \begin{bmatrix} I_x^2(p) & I_{xy}(p) \\ I_{xy}(p) & I_y^2(p) \end{bmatrix} \otimes \omega(p) \right\} = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} \quad (\text{公式五})$$

其中 $\omega(p)$ 是高斯滤波函数,采用卷积的运算方式对梯度的平方和乘积分别进行高斯

平滑滤波,得到自相关矩阵 M 的元素 A 、 B 、 C ;所述的特征点检测方法采用窗口大小为 5×5 , 标准差为 2 的高斯窗口, $\det(M) = A \times B - C \times C$, 表示矩阵 M 的行列式, $\text{trace}(M) = A + B$, 表示矩阵 M 的迹, k 为经验值, 其取值范围为 $[0.04, 0.06]$; w 为一个 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的图像窗口;

最后将所有候选特征点的响应参数值进行比较, 得出一个最大值 R_{\max} , 作为排除干扰候选特征点步骤的阈值之用。

5. 如权利要求 1 所述的用于视频图像匹配的特征点快速检测方法, 其特征是, 排除干扰候选特征点步骤具体为: 采用非极大值抑制来排除干扰候选特征点, 对整个图像按照从左到右、从上到下的方向搜索候选特征点, 一旦找到一个候选特征点, 便开始执行非极大值抑制, 所搜索到的第一个候选特征点必然处于下列情况: 其上方所有像素点均为非候选特征点; 其左方的同一行像素点均为非候选特征点, 特征点检测方法采用 3×3 的窗口来进行非极大值抑制, 即在以点 P , 坐标为 (x, y) 点 P 为中心的 3×3 的邻域内存在如下的八个点: $(x-1, y-1)$, $(x-1, y)$, $(x-1, y+1)$, $(x, y-1)$, $(x, y+1)$, $(x+1, y-1)$, $(x+1, y)$, $(x+1, y+1)$; 以 P 点右方像素点 $(x, y+1)$ 为起点开始比较响应参数, 并以顺时针方向依次与其他像素点进行比较, 如果 P 点的响应参数大于像素点 $(x, y+1)$, 并且该像素点为候选特征点, 则将该像素点从候选特征点阵列中删除, 以次类推, 直至到 P 点的响应函数小于邻域内的某一点, 此时将 P 点从候选点阵列中删除;

如果 P 点的响应函数大于邻域内其他点并且大于阈值 $0.01 \times R_{\max}$, 那么 P 点为真正的特征点, 在原图像中将其标记出来, 此时邻域内的其他候选特征点均要从候选点阵列中删除。以此类推, 直至到遍历完图像的所有候选特征点。

6. 如权利要求 2 所述的用于视频图像匹配的特征点快速检测方法, 其特征是, 排除非特征点步骤具体还包括: 如果仅仅有两个邻近的像素点, 例如像素点 1 和 5, 其灰度值都明显大于 $I_p + t$ 或者明显小于 $I_p - t$, 那么点 p 仍然可能是一个特征点, 即给定一个阈值 t_h , 如果像素点 1 和 5 的灰度值大于 $I_p + t_h$ 或者小于 $I_p - t_h$, 那么点 p 仍然可能是一个特征点, 如图 4 所示。虽然像素点 9 和 13 的灰度值近似等于点 p 的灰度值, 但是像素点 1 和 5 的灰度值都远大于点 p 的灰度值, 此时的点 p 仍然是一个特征点。

7. 如权利要求 3 所述的用于视频图像匹配的特征点快速检测方法, 其特征是,

所述的特征点检测方法选择对整个图像进行滤波, 并且由于图像在 x 方向上的梯度计算和在 y 方向上的梯度计算并无数据关联和数据共享, 所述的特征点检测方法将两个方向上的梯度计算分解成两个独立的部分, 采用空间并行方式分别对其进行计算, 即同时使用两种计算资源来对两个方向上的梯度计算进行, 从而提高检测速度。

用于视频图像匹配的特征点快速检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种图像处理技术领域的方法,特别涉及可用于视频图像匹配的特征点快速检测方法。

技术背景

[0002] 特征点是目标轮廓上曲率的局部极大值点,对掌握目标的轮廓特征具有决定作用,一旦找到了目标的轮廓特征也就大致掌握了目标的形状。特征点具有能勾画出区域的形状,可以传递大部分图像信息等许多优点,对它们进行分析不仅可以为图像匹配提供基础,又为虚拟视点合成提供理论和方法。特征点没有明确的数学定义,但人们普遍认为特征点是二维图像亮度变化剧烈的点或图像边缘曲线上曲率极大值的点,特征点是图像的一种重要局部特征。这些点在保留图像图形重要特征的同时,可以有效地减少信息的数据量,使其信息的含量很高,有效地提高了计算的速度,有利于图像的可靠匹配,使得实时处理成为可能。其在三维场景重建、运动估计、目标跟踪、目标识别、图像配准与匹配等计算机视觉领域起着非常重要的作用。

[0003] 目前,特征点的数学定义有:图像灰度一阶导数所对应的最大值的位置;图像中两条或两条以上边缘的交点;二维图像亮度变化剧烈的位置等。由于特征点定义方式的不同,也就形成了不同原理的特征点检测方法。常用的方法包括两类:基于图像边缘的特征点检测方法和基于图像灰度信息的特征点检测方法。基于图像边缘的特征点检测方法,主要选择图像的边缘作为特征点进行提取和检测,包括图像预分割、提取轮廓链码和特征点检测三个步骤,这种方法对待检测区域的局部变化敏感性较强,而且在计算量上相当大,主要是因为整个过程需要对图像的边缘进行编码,这就使这个检测过程很大程度上要依赖图像分割和图像边缘提取。因此,这类方法的使用范围相对较小。而对于基于图像灰度信息的特征点检测方法,则是把图像的梯度和曲率直接作为判断特征点存在性的标准,避开了前者在结构上的缺陷,适用范围广。

[0004] Harris 特征点检测器作为基于图像灰度信息的检测方法被广泛使用。其是以 Moravec 特征点检测器为基础提出的, Moravec 是通过研究图像的一个局部窗口在水平、垂直、对角线和反对角线四个方向上的位移,计算图像各个像素灰度变化情况,而 Harris 则是通过 Taylor 级数展开法扩展了思路,计算窗口沿着任何方向移动后的灰度变化情况,利用数学解析式来进一步确定特征点,定位精度高。同时引入了平滑因子,增强了该算法的鲁棒性。整个算法是受到信号处理中自相关函数的启发,引入与自相关函数相联系的矩阵 M 。矩阵 M 的特征值可以表示某一点的图像灰度自相关函数的极值曲率,如果两个曲率极值都高,那么就取该像素点为特征点。Harris 特征点检测器原理参考图 1,其中 λ_1 和 λ_2 是矩阵 M 的两个特征值。虽然 Harris 特征点定位准确,但由于涉及到卷积运算,计算量较大,时间复杂度高,在视频图像匹配中的应用受到一定的局限。

发明内容

[0005] 为了克服现有技术的不足,提出用于视频图像匹配的特征点快速检测方法,其具有一定的鲁棒性,能够在图像发生灰度变化、旋转和干扰噪声等情况下检测特征点,同时具有很高的检测效率,能够应用于视频系统中,为此,本发明采取的技术方案是,用于视频图像匹配的特征点快速检测方法,依次包括:排除非特征点步骤;梯度计算步骤;特征点响应参数计算步骤;排除干扰候选特征点步骤。

[0006] 排除非特征点步骤具体为:

[0007] 所述的特征点检测方法首先选取一个半径为 3 像素的离散化的 Bresenham 圆,圆内有待检测点像素 P 以及像素 P 周围均布的像素 1 到像素 16 共 16 个点,首先检测像素点 1 和 9,如果这两个像素点的灰度值都在 $[I(p)-t, I(p)+t]$ 的范围内,则待检测点像素 P 不是特征点,将其排除,其中 $I(p)$ 为点 P 的灰度值, t 为一阈值;如果点 p 仍然可能是一个特征点,就继续检测像素点 5 和 13,如果这四个像素点中至少有三个点的灰度值大于 $I(p)+t$ 或者小于 $I(p)-t$,那么点 p 即为一个候选特征点,供所述的特征点检测方法后续处理,如公式一所示。

$$[0008] \quad N = \sum |I(n) - I(p)| > t \quad (\text{公式一})$$

[0009] 其中, n 为像素 1、5、9 和 13 中的任意一点,如果 N 大于等于 3,那么点 P 即为一个候选特征点,否则将其排除;

[0010] 梯度计算步骤具体为:

[0011] 梯度计算步骤分别使用水平差分算子和垂直差分算子对图像进行滤波,从而求得图像在水平和垂直方向上的梯度,并计算梯度的乘积,用于生成自相关矩阵 M 的元素;梯度计算如公式二和公式三所示:

$$[0012] \quad I_x = \frac{\partial I}{\partial x} = I \otimes \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{公式二})$$

$$[0013] \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y} = I \otimes \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{公式三})$$

[0014] 其中 I 表示原图像, \otimes 表示卷积, I_x 和 I_y 分别表示图像在 x 方向和 y 方向上的梯度,即用图像中每个像素点与 x 方向和 y 方向的差分算子做卷积运算求得,水平方向差分算子参考公式二的 3×3 矩阵,垂直方向差分算子参考公式三的 3×3 矩阵;

[0015] 计算梯度的乘积, $I_x^2 = I_x \times I_x$ 即由 x 方向上梯度的平方计算而得; $I_y^2 = I_y \times I_y$ 即由 y 方向上梯度的平方计算而得; $I_{xy} = I_x \times I_y$ 即由 x 方向上梯度和 y 方向上梯度的乘积计算而得。

[0016] 特征点响应参数计算步骤具体为:

[0017] 特征点响应参数是由特征点响应函数公式计算而得,特征点响应函数公式通过自相关矩阵的行列式和迹来计算每一个像素点的响应参数,而自相关矩阵是对梯度的平方和乘积进行高斯滤波求得,如公式四和公式五所示:

$$[0018] \quad R = \det(M) - k \times (\text{trace}(M))^2 \quad (\text{公式四})$$

$$[0019] \quad M(p) = \sum_{(x,y) \in W} \left\{ \begin{bmatrix} I_x^2(p) & I_{xy}(p) \\ I_{xy}(p) & I_y^2(p) \end{bmatrix} \otimes \omega(p) \right\} = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} \quad (\text{公式五})$$

[0020] 其中 $\omega(p)$ 是高斯滤波函数,采用卷积的运算方式对梯度的平方和乘积分别进行高斯平滑滤波,得到自相关矩阵 M 的元素 A 、 B 、 C ;所述的特征点检测方法采用窗口大小为 5×5 ,标准差为 2 的高斯窗口, $\det(M) = A \times B - C \times C$,表示矩阵 M 的行列式, $\text{trace}(M) = A + B$,表示矩阵 M 的迹, k 为经验值,其取值范围为 $[0.04, 0.06]$, w 为一个 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的图像窗口;

[0021] 最后将所有候选特征点的响应参数值进行比较,得出一个最大值 R_{\max} ,作为排除干扰候选特征点步骤的阈值之用。

[0022] 排除干扰候选特征点步骤具体为:采用非极大值抑制来排除干扰候选特征点,对整个图像按照从左到右、从上到下的方向搜索候选特征点,一旦找到一个候选特征点,便开始执行非极大值抑制,所搜索到的第一个候选特征点必然处于下列情况:其上方所有像素点均为非候选特征点;其左方的同一行像素点均为非候选特征点,特征点检测方法采用 3×3 的窗口来进行非极大值抑制,即在以点 P ,坐标为 (x, y) 点 P 为中心的 3×3 的邻域内存在如下的八个点: $(x-1, y-1)$, $(x-1, y)$, $(x-1, y+1)$, $(x, y-1)$, $(x, y+1)$, $(x+1, y-1)$, $(x+1, y)$, $(x+1, y+1)$;以 P 点右方像素点 $(x, y+1)$ 为起点开始比较响应参数,并以顺时针方向依次与其他像素点进行比较,如果 P 点的响应参数大于像素点 $(x, y+1)$,并且该像素点为候选特征点,则将该像素点从候选特征点阵列中删除,以次类推,直至到 P 点的响应函数小于邻域内的某一点,此时将 P 点从候选点阵列中删除;

[0023] 如果 P 点的响应函数大于邻域内其他点并且大于阈值 $0.01 \times R_{\max}$,那么 P 点为真正的特征点,在原图像中将其标记出来,此时邻域内的其他候选特征点均要从候选点阵列中删除。以此类推,直至到遍历完图像的所有候选特征点。

[0024] 排除非特征点步骤具体还包括:如果仅仅有两个邻近的像素点,例如像素点 1 和 5,其灰度值都明显大于 I_p+t 或者明显小于 I_p-t ,那么点 p 仍然可能是一个特征点,即给定一个阈值 th ,如果像素点 1 和 5 的灰度值大于 I_p+th 或者小于 I_p-th ,那么点 p 仍然可能是一个特征点,如图 4 所示。虽然像素点 9 和 13 的灰度值近似等于点 p 的灰度值,但是像素点 1 和 5 的灰度值都远大于点 p 的灰度值,此时的点 p 仍然是一个特征点。

[0025] 所述的特征点检测方法选择对整个图像进行滤波,并且由于图像在 x 方向上的梯度计算和在 y 方向上的梯度计算并无数据关联和数据共享,所述的特征点检测方法将两个方向上的梯度计算分解成两个独立的部分,采用空间并行方式分别对其进行计算,即同时使用两种计算资源来对两个方向上的梯度计算进行,从而提高检测速度。

[0026] 与已有技术相比,本发明的技术特点与效果:

[0027] 合理地设置阈值 t 可以排除大量非特征点并且保留真正特征点,因而具有一定的鲁棒性,能够在图像发生灰度变化、旋转和干扰噪声等情况下检测特征点。

[0028] 合理地设置阈值 t 可以排除大量非特征点并且保留真正特征点,同时采用 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的窗口来进行非极大值抑制,因而提取出来的特征点均匀且合理。

[0029] 排除非特征点步骤能够排除掉大量的非特征点,使得后续步骤只对候选特征点进行处理,因而具有很高的检测效率,能够应用于视频系统中。

附图说明

- [0030] 图 1 是 Harris 特征点检测器原理示意图。
- [0031] 图 2 是本发明的流程图。
- [0032] 图 3 是半径为 3 的离散化的 Bresenham 圆示意图。
- [0033] 图 4 是特殊情况下 p 点所处的像素阵列示意图。
- [0034] 图 5 是候选特征点的邻域示意图。
- [0035] 图 6 是第一个候选特征点的像素阵列示意图。

具体实施方式

[0036] 本发明包括下列步骤:排除非特征点步骤;梯度计算步骤;特征点响应参数计算步骤;排除干扰候选特征点步骤。本发明的流程图参考图 2。根据视频图像匹配中实际的应用需求,所述的特征点检测方法中各个步骤所处理的图像区域均为除最外围 5 行 5 列的区域。

[0037] 步骤一:排除非特征点。

[0038] 所述的特征点检测方法首先选取一个半径为 3 像素的离散化的 Bresenham 圆,圆上共有 16 个点,其采样点结构参考图 3,其中像素 P 为待检测点,像素 1 到像素 16 为此圆上的 16 个点。首先检测像素点 1 和 9,如果这两个像素点的灰度值都在 $[I(p)-t, I(p)+t]$ 的范围内,则待检测点 P 不是特征点,将其排除,其中 $I(p)$ 为点 P 的灰度值,t 为一阈值,阈值 t 越大,排除的像素点越多,合理地设置阈值 t 是排除大量非特征点并且保留特征点的关键。如果点 p 仍然可能是一个特征点,就继续检测像素点 5 和 13,如果这四个像素点中至少有三个点的灰度值大于 I_p+t 或者小于 I_p-t ,那么点 p 即为一个候选特征点,供所述的特征点检测方法后续处理,如公式一所示。

[0039]
$$N = \sum |I(x) - I(p)| > t \quad (\text{公式一})$$

[0040] 其中, x 为像素 1、5、9 和 13 中的任意一点,如果 N 大于等于 3,那么点 P 即为一个候选特征点,否则将其排除。

[0041] 有一点需要注意的是,如果仅仅有两个邻近的像素点,例如像素点 1 和 5,其灰度值都明显大于 I_p+t 或者明显小于 I_p-t ,那么点 p 仍然可能是一个特征点,即给定一个阈值 t_h ,如果像素点 1 和 5 的灰度值大于 I_p+t_h 或者小于 I_p-t_h ,那么点 p 仍然可能是一个特征点,如图 4 所示。虽然像素点 9 和 13 的灰度值近似等于点 p 的灰度值,但是像素点 1 和 5 的灰度值都远大于点 p 的灰度值,此时的点 p 仍然是一个特征点。

[0042] 通过所述的排除非特征点步骤能够排除大量的非特征点,所以所述的特征点检测方法能够明显加速。对于余下的点,将其称之为候选特征点。

[0043] 步骤二:梯度计算。

[0044] 梯度计算步骤分别使用水平差分算子和垂直差分算子对图像进行滤波,从而求得图像在 x 和 y 方向上的梯度,并计算梯度的乘积,用于生成自相关矩阵 M 的元素。梯度计算如公式二和公式三所示。

$$[0045] \quad I_x = \frac{\partial I}{\partial x} = I \otimes \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{公式二})$$

$$[0046] \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y} = I \otimes \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{公式三})$$

[0047] 其中 I 表示原图像, \otimes 表示卷积, I_x 和 I_y 分别表示图像在 x 和 y 方向上的梯度, 即用图像中每个像素点与水平方向和垂直方向的差分算子做卷积运算求得, 水平方向差分算子参考公式二的 3×3 矩阵, 垂直方向差分算子参考公式三的 3×3 矩阵。

[0048] 计算梯度的乘积, $I_x^2 = I_x \times I_x$ 即由 x 方向上梯度的平方计算而得; $I_y^2 = I_y \times I_y$ 即由 y 方向上梯度的平方计算而得; $I_{xy} = I_x \times I_y$ 即由 x 方向上梯度和 y 方向上梯度的乘积计算而得。

[0049] 与下一步骤的计算特征点响应函数不同, 梯度计算步骤是对整个图像进行滤波, 而不是以候选特征点为中心, 对其邻域进行滤波, 因为前者的复杂度要小于后者。由于两个及两个以上候选特征点的邻域可能会出现重叠区域, 如图 5 所示, 其中两个白色像素点为候选特征点, 黑色像素点为其 5×5 的邻域, 像素点 1 到 8 为重叠区域, 如果此时选择对其邻域进行滤波, 必然会造成重叠区域的重复计算。实际情况往往会出现多个候选特征点相邻接, 这样就会造成重叠区域的多次计算, 导致计算次数超过对整个图像进行滤波的计算次数。

[0050] 所以所述的特征点检测方法选择对整个图像进行滤波, 并且由于图像在 x 方向上的梯度计算和在 y 方向上的梯度计算并无数据关联和数据共享, 所述的特征点检测方法将两个方向上的梯度计算分解成两个独立的部分, 采用空间并行方式分别对其进行计算, 即同时使用两种计算资源来对两个方向上的梯度计算进行, 从而提高检测速度。

[0051] 步骤三: 特征点响应参数计算。

[0052] 特征点响应参数是由特征点响应函数公式计算而得。特征点响应函数公式通过自相关矩阵的行列式和迹来计算每一个像素点的响应参数, 而自相关矩阵是对梯度的平方和乘积进行高斯滤波求得, 如公式四和公式五所示。

$$[0053] \quad R = \det(M) - k \times (\text{trace}(M))^2 \quad (\text{公式四})$$

$$[0054] \quad M(p) = \sum_{(x,y) \in W} \begin{bmatrix} I_x^2(p) & I_{xy}(p) \\ I_{xy}(p) & I_y^2(p) \end{bmatrix} \otimes \omega(p) = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} \quad (\text{公式五})$$

[0055] 其中 $\omega(p)$ 是高斯滤波函数, 采用卷积的运算方式对梯度的平方和乘积分别进行高斯平滑滤波, 得到自相关矩阵 M 的元素 A、B、C。所述的特征点检测方法采用窗口大小为 5×5 , 标准差为 2 的高斯窗口。 $\det(M) = A \times B - C \times C$, 表示矩阵 M 的行列式, $\text{trace}(M) = A + B$, 表示矩阵 M 的迹。k 为经验值, 其取值范围为 $[0.04, 0.06]$, 所述的特征点检测方法将其取值为 0.04。w 为一个 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的图像窗口, 与高斯窗口的大小保持一致。

[0056] 原始 Harris 特征点检测算法对每一个像素点都进行响应参数的计算, 必然会造成对非特征点的额外计算, 复杂度大大增加。所述的特征点检测方法在排除非特征点步骤

的基础上,只计算候选特征点的响应参数。如图 5 所示,只计算两个白色像素点的响应参数,因此所述的特征点检测方法能够大大加速。因为排除非特征点步骤并没有排除真正的特征点,所以所述的特征点检测方法在定位准确性方面并没有损耗。

[0057] 最后将所有候选特征点的响应参数值进行比较,得出一个最大值 R_{max} ,作为排除干扰候选特征点步骤的阈值之用。

[0058] 步骤四:排除干扰候选特征点。

[0059] 所述的特征点检测方法采用非极大值抑制来排除干扰候选特征点。

[0060] 非极大值抑制能够被认为是局部极大值搜索,即一个局部极大值大于它邻域内的所有元素。在原始 Harris 特征点检测器中,如果一个像素点的响应参数是它邻域内的极大值,并且大于一个给定阈值,那么此点被认为是一个特征点。邻域通常是以待测点为中心的 $(2n+1) \times (2n+1)$ 区域。但是,一旦一个局部极大值被发现,这就意味着能够跳过该极大值点邻域内的所有其它像素点,因为它们的响应参数必然小于该极大值点。

[0061] 所述的特征点检测方法中的排除干扰候选特征点步骤对整个图像按照从左到右、从上到下的方向搜索候选特征点,一旦找到一个候选特征点,便开始执行非极大值抑制。所搜索到的第一个候选特征点必然处于下列情况:其上方所有像素点均为非候选特征点;其左方的同一行像素点均为非候选特征点。如图 6 所示,灰色像素点表示非候选特征点,而白色像素点表示候选特征点,P 点为第一个候选特征点。所述的特征点检测方法采用 3×3 的窗口来进行非极大值抑制,即在以点 P(假设其坐标为 (x, y)) 为中心的 3×3 的邻域内存在如下的八个点: $(x-1, y-1)$, $(x-1, y)$, $(x-1, y+1)$, $(x, y-1)$, $(x, y+1)$, $(x+1, y-1)$, $(x+1, y)$, $(x+1, y+1)$ 。以 P 点右方像素点 $(x, y+1)$ 为起点开始比较响应参数,并以顺时针方向依次与其他像素点进行比较,如果 P 点的响应参数大于像素点 $(x, y+1)$,并且该像素点为候选特征点,则将该像素点从候选特征点阵列中删除,以次类推,直至到 P 点的响应函数小于邻域内的某一点,此时将 P 点从候选点阵列中删除。

[0062] 如果 P 点的响应函数大于邻域内其他点并且大于阈值 $0.01 \times R_{max}$,那么 P 点为真正的特征点,在原图像中将其标记出来,此时邻域内的其他候选特征点均要从候选点阵列中删除。以此类推,直至到遍历完图像的所有候选特征点。

[0063] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清晰,下面将结合实例给出本发明实施方式的具体描述。在排除非特征点步骤中,阈值 t 的取值范围在 $[10, 30]$ 内,将其取值为 25 能够在速度与精度之间取得较好的效果;阈值 t_h 的取值范围在 $[40, 60]$ 内。在梯度计算步骤中,水平差分算子为 $[-1 \ 0 \ 1; -1 \ 0 \ 1; -1 \ 0 \ 1]$;垂直差分算子为 $[-1 \ -1 \ -1; 0 \ 0 \ 0; 1 \ 1 \ 1]$,即取图像中 3×3 的宏块,将第三列的三个像素分别减去第一列的三个像素,并对其进行累加,即可求得水平方向上的梯度;将第三行的三个像素分别减去第一行的三个像素,并对其进行累加,即可求得垂直方向上的梯度。在特征点响应函数中,响应函数等于自相关矩阵的行列式减去 k 乘以自相关矩阵迹的平方,其中 k 的取值范围是 $[0.04, 0.06]$,将其取值为 0.04 能取得较好的效果。在非极大值抑制步骤中,邻域大小为 3×3 的非极大值抑制能够有效地排除非候选特征点,并保留真正的特征点。

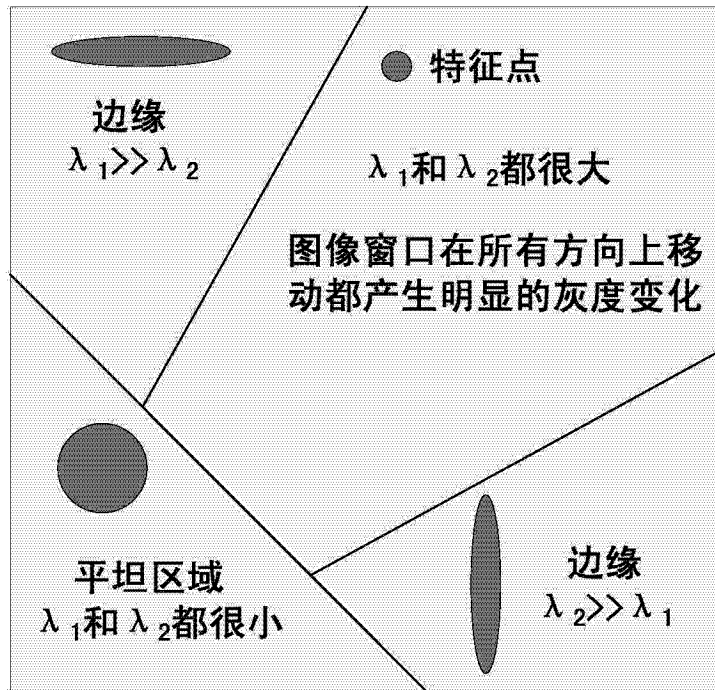


图 1

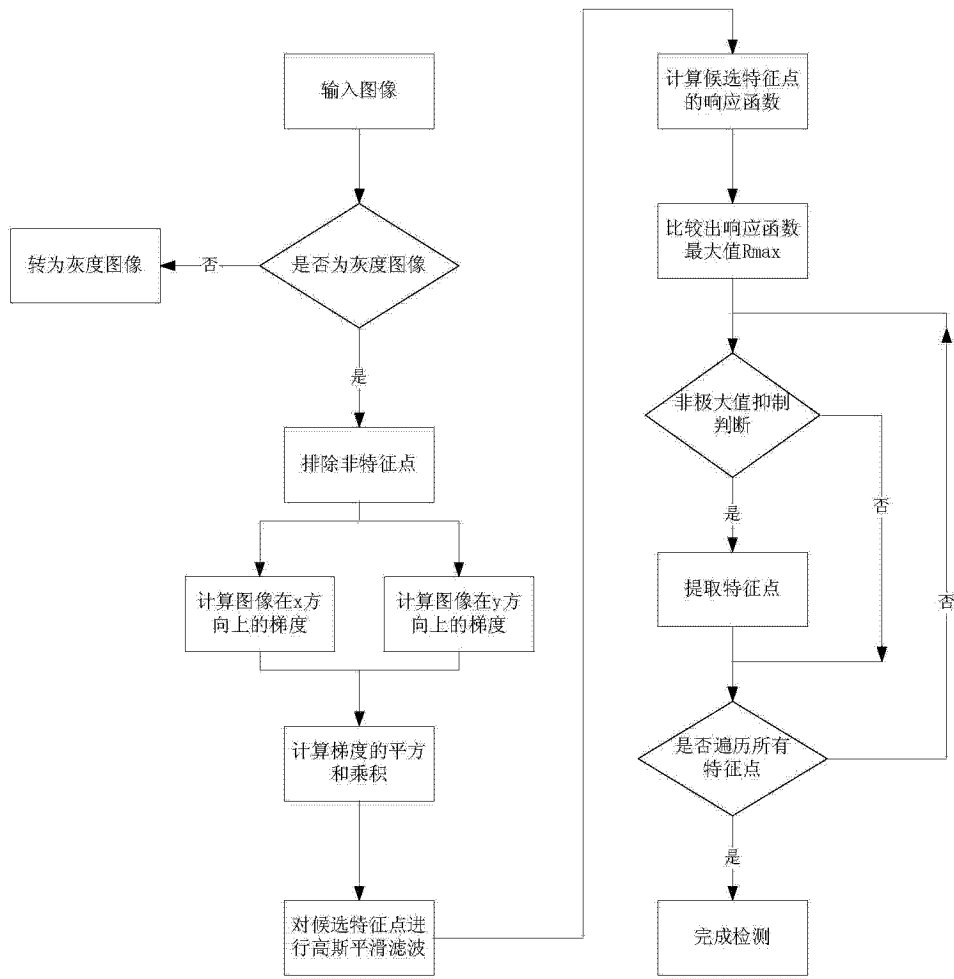


图 2

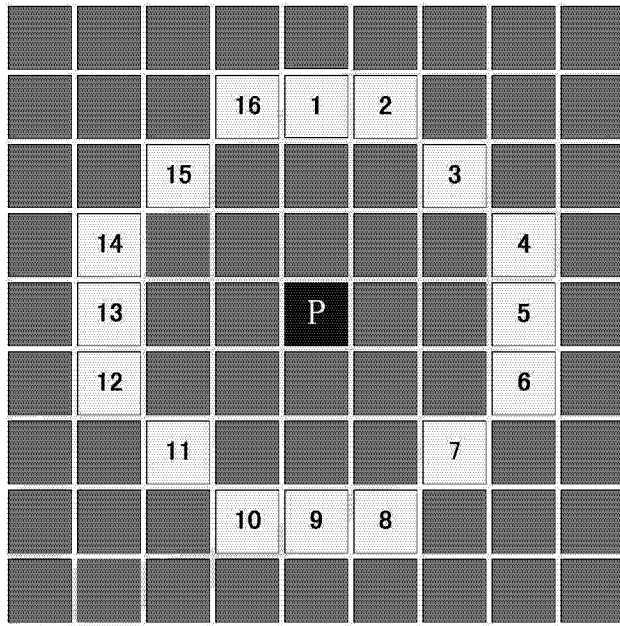


图 3

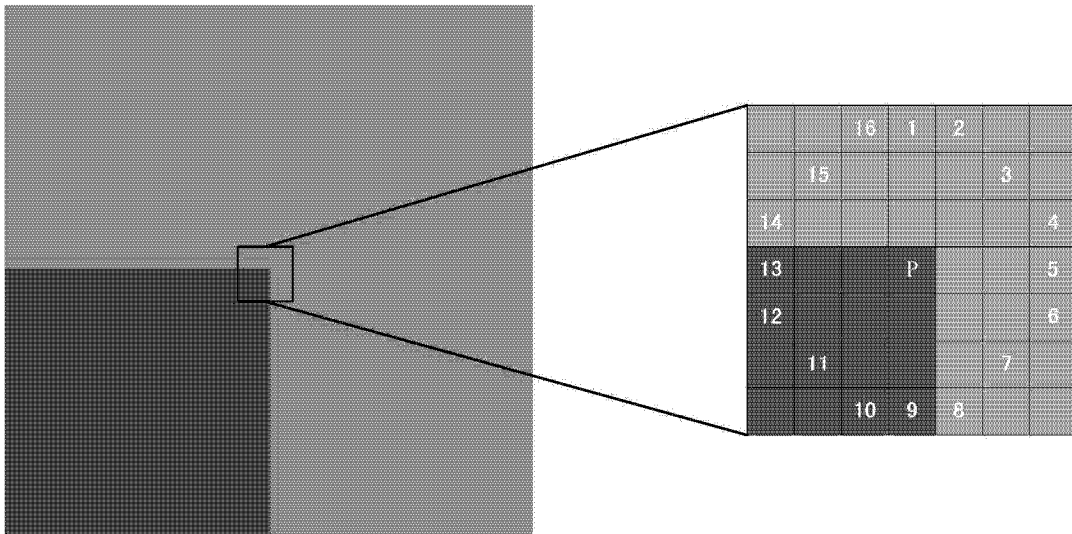


图 4

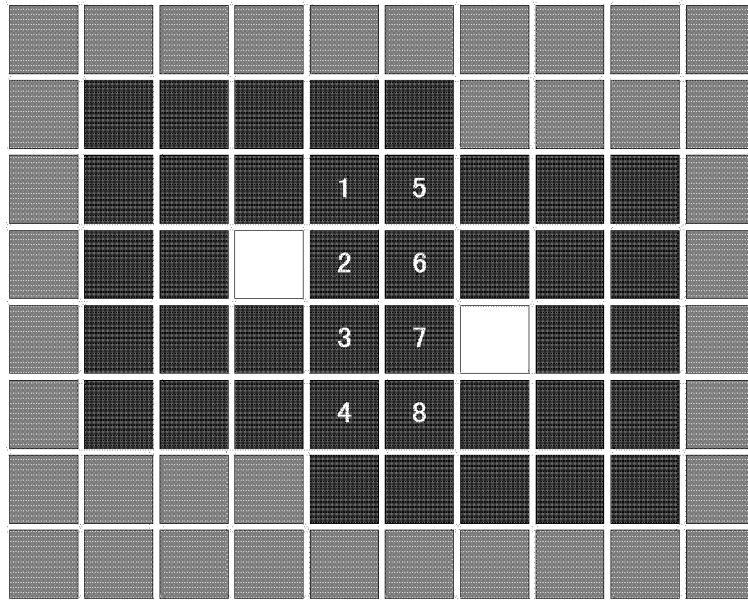


图 5

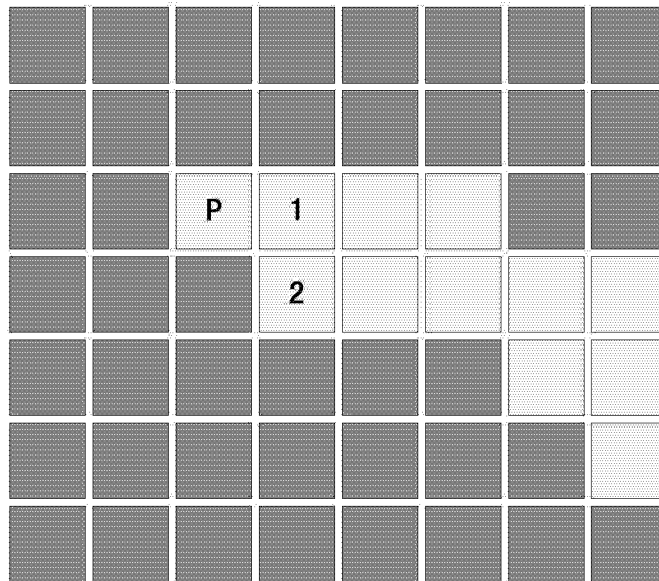


图 6