



(21) 申请号 202410926167.4

(22) 申请日 2024.07.11

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118485702 A

(43) 申请公布日 2024.08.13

(73) 专利权人 成都中轨轨道设备有限公司

地址 610200 四川省成都市双流区东升街

道成都芯谷产业园区集中区

(72) 发明人 王威 廖峪 王建 杨伟 袁智高

张力川

(74) 专利代理机构 北京正华智诚专利代理事务

所(普通合伙) 11870

专利代理师 李梦蝶

(51) Int. Cl.

G06F 17/00 (2019.01)

(56) 对比文件

CN 106340036 A, 2017.01.18

CN 108734143 A, 2018.11.02

审查员 李致远

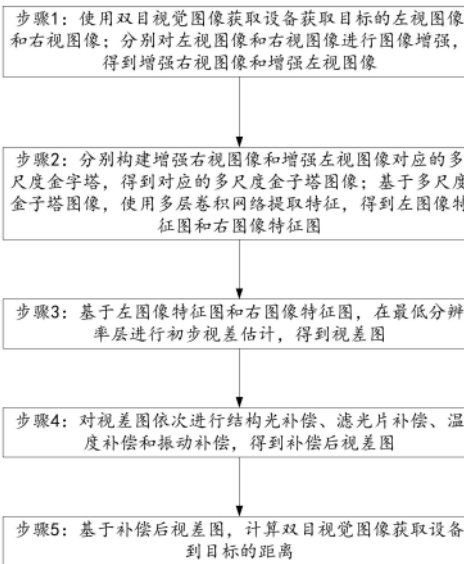
权利要求书3页 说明书16页 附图1页

(54) 发明名称

高精度双目视觉测距方法

(57) 摘要

本发明属于图像处理技术领域,具体涉及高精度双目视觉测距方法。所述方法包括:步骤1:使用双目视觉图像获取设备获取目标的左视图图像和右视图图像;步骤2:分别构建增强右视图图像和增强左视图图像对应的多尺度金字塔,得到对应的多尺度金字塔图像;步骤3:基于左图像特征图和右图像特征图,在最低分辨率层进行初步视差估计,得到视差图;步骤4:对视差图依次进行结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿,得到补偿后视差图;步骤5:基于补偿后视差图,计算双目视觉图像获取设备到目标的距离提出了一种高精度、鲁棒的双目视觉测距方法,显著提升了系统在复杂环境下的测距能力和适应性。



1. 高精度双目视觉测距方法,其特征在于,所述方法包括:

步骤1:使用双目视觉图像获取设备获取目标的左视图像和右视图像;分别对左视图像和右视图像进行图像增强,得到增强右视图像和增强左视图像;

步骤2:分别构建增强右视图像和增强左视图像对应的多尺度金字塔,得到对应的多尺度金字塔图像;基于多尺度金字塔图像,使用多层卷积网络提取特征,得到左图像特征图和右图像特征图;

步骤3:基于左图像特征图和右图像特征图,在最低分辨率层进行初步视差估计,得到视差图;

步骤4:对视差图依次进行结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿,得到补偿后视差图;

步骤5:基于补偿后视差图,计算双目视觉图像获取设备到目标的距离;

增强左视图像对应的多尺度金字塔图像 $I_{L,PC}^{(l)}$ 使用如下公式计算得到:

$$I_{L,PC}^{(l)} = \frac{\sum_k I_{L,k,mag}^{(l)} \cdot |\cos(I_{L,k,phase}^{(l)})| + \sum_k I_{L,k,mag}^{(l-1)} \cdot |\sin(I_{L,k,phase}^{(l-1)})|}{\sum_k |I_{L,k,mag}^{(l)}| + \sum_k |I_{L,k,mag}^{(l-1)}|};$$

其中, $I_{L,PC}^{(l)}$ 为增强左视图像对应的第 l 层的多尺度金字塔图像; $I_{L,k,mag}^{(l)}$ 为增强左视图像对应的第 l 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像, $I_{L,k,mag}^{(l-1)}$ 为增强左视图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像; $I_{L,k,phase}^{(l)}$ 为增强左视图像对应的第 l 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\cos(I_{L,k,phase}^{(l)})$ 表示对其每个像素做余弦运算; $I_{L,k,phase}^{(l-1)}$ 为增强左视图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\sin(I_{L,k,phase}^{(l-1)})$ 表示对其每个像素做正弦运算; $|\cdot|$ 表示将图像视为一个矩阵,然后计算其行列式值;

增强右视图像对应的多尺度金字塔图像 $I_{R,PC}^{(l)}$ 使用如下公式计算得到:

$$I_{R,PC}^{(l)} = \frac{\sum_k I_{R,k,mag}^{(l)} \cdot |\cos(I_{R,k,phase}^{(l)})| + \sum_k I_{R,k,mag}^{(l-1)} \cdot |\sin(I_{R,k,phase}^{(l-1)})|}{\sum_k |I_{R,k,mag}^{(l)}| + \sum_k |I_{R,k,mag}^{(l-1)}|};$$

其中, $I_{R,PC}^{(l)}$ 为增强右视图像对应的第 l 层的多尺度金字塔图像; $I_{R,k,mag}^{(l)}$ 为增强右视图像对应的第 l 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像, $I_{R,k,mag}^{(l-1)}$ 为增强右视图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像; $I_{R,k,phase}^{(l)}$ 为增强右视图像对应的第 l 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\cos(I_{R,k,phase}^{(l)})$ 表示对其每个像素做余弦运算; $I_{R,k,phase}^{(l-1)}$ 为增强右视图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\sin(I_{R,k,phase}^{(l-1)})$ 表示对其每个像素做正弦运算。

2. 如权利要求1所述的高精度双目视觉测距方法,其特征在于,步骤1中,设左视图像为 $I_L(x,y)$ 和右视图像为 $I_R(x,y)$;使用如下公式,对左视图像和右视图像进行图像增强,得到增强右视图像和增强左视图像:

$$I_L(x,y) = \frac{I_L(x,y) - \mu_L}{\sigma_L} + \lambda \cdot \exp\left(-\frac{(I_L(x,y) - \mu_L)^2}{2\sigma_L^2}\right);$$

$$I_R(x,y) = \frac{I_R(x,y) - \mu_R}{\sigma_R} + \lambda \cdot \exp\left(-\frac{(I_R(x,y) - \mu_R)^2}{2\sigma_R^2}\right);$$

其中, $I_L(x,y)$ 为增强左视图像; $I_R(x,y)$ 为增强右视图像; (x,y) 代表像素坐标位置, x 为X轴坐标, y 为Y轴坐标; λ 为预设的增强系数; μ_L 为左视图像的像素均值; μ_R 为右视图像的像素均值; σ_L 为左视图像的像素标准差; σ_R 为右视图像的像素标准差。

3. 如权利要求2所述的高精度双目视觉测距方法, 其特征在于, 步骤2中的多尺度金字塔的层数的范围为4到8层; 所述多尺度金字塔为相位一致性多尺度金字塔, 在每一层, 其方向数的范围为2到6。

4. 如权利要求3所述的高精度双目视觉测距方法, 其特征在于, 设增强左视图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{L, \text{phase}}^{(l)} = \sum_k I_{L, k, \text{phase}}^{(l)}$, 使用如下公式计算得到:

$$I_{L, \text{phase}}^{(l)} = \text{mod} \left(\phi_L^{(l-1)} [+] \left(\frac{\nabla_x \phi_L^{(l-1)}}{\sqrt{1 + |\nabla_y \phi_L^{(l-1)}|^2}} + \frac{\nabla_y \phi_L^{(l-1)}}{\sqrt{1 + |\nabla_x \phi_L^{(l-1)}|^2}} \right), 2\pi \right);$$

其中, $\nabla_y \phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的在Y轴方向的相位梯度; $\nabla_x \phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的在X轴方向的相位梯度; mod 为取模运算; $\phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的相位图像;

设增强右视图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{R, \text{phase}}^{(l)} = \sum_k I_{R, k, \text{phase}}^{(l)}$, 使用如下公式计算得到:

$$I_{R, \text{phase}}^{(l)} = \text{mod} \left(\phi_R^{(l-1)} [+] \left(\frac{\nabla_x \phi_R^{(l-1)}}{\sqrt{1 + (\nabla_y \phi_R^{(l-1)})^2}} + \frac{\nabla_y \phi_R^{(l-1)}}{\sqrt{1 + (\nabla_x \phi_R^{(l-1)})^2}} \right), 2\pi \right);$$

其中, $\nabla_y \phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的在Y轴方向的相位梯度; $\nabla_x \phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的在X轴方向的相位梯度; mod 为取模运算; $\phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的相位图像; $[+]$ 为标量加法。

5. 如权利要求4所述的高精度双目视觉测距方法, 其特征在于, 设增强左视图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{L, \text{mag}}^{(l)} = \sum_k I_{L, k, \text{mag}}^{(l)}$, 使用如下公式计算得到:

$$I_{L, \text{mag}}^{(l)} = \downarrow 2 \left(G * \sqrt{|I_L^{(l-1)}|} \cdot \cos \left(\phi_L^{(l-1)} [+] \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{\nabla_y I_L^{(l-1)}}{\nabla_x I_L^{(l-1)}} \right) \right) \right);$$

其中, $\downarrow 2$ 表示降采样操作; G 为高斯核; $*$ 为卷积; $I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的幅度图像; $\nabla_y I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的在Y轴方向的幅度梯度; $\nabla_x I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的在X轴方向的幅度梯度; 设增强右视图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{R, \text{mag}}^{(l)} = \sum_k I_{R, k, \text{mag}}^{(l)}$, 使用如下公式计算得到:

$$I_{R, \text{mag}}^{(l)} = \downarrow 2 \left(G * \sqrt{|I_R^{(l-1)}|} \cdot \cos \left(\phi_R^{(l-1)} [+] \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{\nabla_y I_R^{(l-1)}}{\nabla_x I_R^{(l-1)}} \right) \right) \right);$$

其中, $I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的幅度图像; $\nabla_y I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的在Y轴方向的幅度梯度; $\nabla_x I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的在X轴方向的幅度梯度。

6. 如权利要求5所述的高精度双目视觉测距方法, 其特征在于, 步骤2中, 基于多尺度金

字塔图像,使用多层卷积网络提取特征,得到第 l 层的左图像特征图为 $F_L^{(l)}(x,y)$,第 l 层的右图像特征图为 $F_R^{(l)}(x,y)$;步骤3中使用如下公式,在最低分辨率层进行初步视差估计,得到视差图 $d_{\text{init}}(x,y)$:

$$d_{\text{init}}(x,y) = \arg \min_d \sum_{(x,y) \in W} \left(|F_L^{(E)}(x,y) - F_R^{(E)}(x,y+d)| + \gamma \cdot \frac{|F_L^{(E)}(x,y) - F_R^{(E)}(x,y+d)|^2}{|F_L^{(E)}(x,y) + F_R^{(E)}(x,y+d)|} \right);$$

其中, d 为视差值,表示左图像特征图和右图像特征图在同一像素位置的位移差异; W 为窗口大小,表示在视差估计过程中用于计算差异的局部邻域,定义了在每个像素周围考虑的像素范围; E 为最低分辨率层,表示多尺度金字塔的分辨率最低的一层; γ 为预设的权重系数; $F_L^{(E)}(x,y)$ 为第 E 层的左图像特征图; $F_R^{(E)}(x,y)$ 为第 E 层的右图像特征图。

7.如权利要求6所述的高精度双目视觉测距方法,其特征在于,步骤4中通过预设的结构光补偿值、滤光片补偿值、温度补偿值和振动补偿值,分别与视差图进行标量加法运算,以实现对视差图依次进行结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿,得到补偿后视差图。

8.如权利要求7所述的高精度双目视觉测距方法,其特征在于,步骤5中基于补偿后视差图,得到视差值为 S ,再使用如下公式,计算双目视觉图像获取设备到目标的距离 Z :

$$Z = \frac{B \cdot f}{S};$$

其中, f 为双目视觉图像获取设备的焦距; B 为双目视觉图像获取设备中两个相机之间的基线距离。

高精度双目视觉测距方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理技术领域,具体涉及高精度双目视觉测距方法。

背景技术

[0002] 双目视觉测距技术已经成为计算机视觉领域中的重要研究方向,并在自动驾驶、机器人导航、三维重建等多个应用领域得到了广泛应用。双目视觉测距系统通过模拟人类双眼的视差原理,利用两个相机同时拍摄同一场景的图像,通过分析图像中对应点的视差来计算场景中各点的深度信息。这种方法具有非接触、实时性强、测量精度高等优点。然而,现有的双目视觉测距技术在实际应用中仍然面临许多挑战和问题,需要进一步研究和改进。

[0003] 目前,双目视觉测距技术的研究主要集中在视差估计、特征提取、图像增强以及多重补偿等方面。现有技术主要包括以下几种方法:传统的双目视觉测距方法主要依赖于特征点的匹配,如SIFT、SURF、ORB等特征提取算法。这些算法通过提取图像中的显著特征点,并在左右图像中进行匹配,从而计算视差。然而,这些方法在处理纹理较少或重复纹理较多的场景时,往往会出现匹配错误,导致视差估计不准确。此外,这些方法对光照变化和噪声较为敏感,在实际应用中鲁棒性较差。块匹配方法通过在左右图像中搜索固定大小的窗口,找到相似度最高的窗口对,并计算它们之间的视差。这种方法简单直观,计算量较小,但在处理复杂场景时容易受到噪声和遮挡的影响,导致视差估计精度下降。常见的块匹配算法包括SSD(Sum of Squared Differences)和SAD(Sum of Absolute Differences)等。近年来,基于优化的方法逐渐成为视差估计的主流。这些方法通过构建能量函数,表示视差估计的代价,并通过全局优化技术找到能量最小的视差分布。常见的优化方法包括图割(Graph Cuts)、信赖传播(Belief Propagation)和半全局匹配(Semi-Global Matching)等。这些方法能够在一定程度上提高视差估计的精度和鲁棒性,但计算复杂度较高,难以满足实时应用的需求。随着深度学习技术的发展,基于卷积神经网络(CNN)的视差估计方法逐渐兴起。这些方法通过大规模数据训练,能够自动学习图像中的高级特征,实现高精度的视差估计。常见的深度学习模型包括DispNet、GC-Net、PSMNet等。这些方法在处理复杂场景和光照变化时表现出色,但对计算资源和训练数据的需求较高。

发明内容

[0004] 鉴于此,本发明的主要目的在于提供高精度双目视觉测距方法,提出了一种高精度、鲁棒的双目视觉测距方法,显著提升了系统在复杂环境下的测距能力和适应性。

[0005] 本发明采用的技术方案如下:高精度双目视觉测距方法,所述方法包括:

[0006] 步骤1:使用双目视觉图像获取设备获取目标的左视图像和右视图像;分别对左视图像和右视图像进行图像增强,得到增强右视图像和增强左视图像;

[0007] 步骤2:分别构建增强右视图像和增强左视图像对应的多尺度金字塔,得到对应的多尺度金字塔图像;基于多尺度金字塔图像,使用多层卷积网络提取特征,得到左图像特征

图和右图像特征图；

[0008] 步骤3:基于左图像特征图和右图像特征图,在最低分辨率层进行初步视差估计,得到视差图；

[0009] 步骤4:对视差图依次进行结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿,得到补偿后视差图；

[0010] 步骤5:基于补偿后视差图,计算双目视觉图像获取设备到目标的距离。

[0011] 进一步的,设左视图像为 $I_L(x,y)$ 和右视图像为 $I_R(x,y)$;使用如下公式,对左视图像和右视图像进行图像增强,得到增强右视图像和增强左视图像:

$$[0012] \quad \begin{aligned} I'_L(x,y) &= \frac{I_L(x,y) - \mu_L}{\sigma_L} + \lambda \cdot \exp\left(-\frac{(I_L(x,y) - \mu_L)^2}{2\sigma_L^2}\right) \\ I'_R(x,y) &= \frac{I_R(x,y) - \mu_R}{\sigma_R} + \lambda \cdot \exp\left(-\frac{(I_R(x,y) - \mu_R)^2}{2\sigma_R^2}\right); \end{aligned}$$

[0013] 其中, $I'_L(x,y)$ 为增强左视图像; $I'_R(x,y)$ 为增强右视图像; (x,y) 代表像素坐标位置, x 为X轴坐标, y 为Y轴坐标; λ 为预设的增强系数; μ_L 为左视图像的像素均值; μ_R 为右视图像的像素均值; σ_L 为左视图像的像素标准差; σ_R 为右视图像的像素标准差。

[0014] 进一步的,步骤2中的多尺度金字塔的层数的范围为4到8层;所述多尺度金字塔为相位一致性多尺度金字塔,在每一层,其方向数的范围为2到6。

[0015] 进一步的,增强左视图像对应的多尺度金字塔图像 $I_{L,PC}^{(l)}$ 使用如下公式计算得到:

$$[0016] \quad I_{L,PC}^{(l)} = \frac{\sum_k I_{L,k,mag}^{(l)} \cdot |\cos(I_{L,k,phase}^{(l)})| + \sum_k I_{L,k,mag}^{(l-1)} \cdot |\sin(I_{L,k,phase}^{(l-1)})|}{\sum_k |I_{L,k,mag}^{(l)}| + \sum_k |I_{L,k,mag}^{(l-1)}|};$$

[0017] 其中, $I_{L,PC}^{(l)}$ 为增强左视图像对应的第 l 层的多尺度金字塔图像; $I_{L,k,mag}^{(l)}$ 为增强左视图像对应的第 l 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像, $I_{L,k,mag}^{(l-1)}$ 为增强左视图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像; $I_{L,k,phase}^{(l)}$ 为增强左视图像对应的第 l 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\cos(I_{L,k,phase}^{(l)})$ 表示对其每个像素做余弦运算; $I_{L,k,phase}^{(l-1)}$ 为增强左视图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\sin(I_{L,k,phase}^{(l-1)})$ 表示对其每个像素做正弦运算; $|\cdot|$ 表示将图像视为一个矩阵,然后计算其行列式值;

[0018] 增强右视图像对应的多尺度金字塔图像 $I_{R,PC}^{(l)}$ 使用如下公式计算得到:

$$[0019] \quad I_{R,PC}^{(l)} = \frac{\sum_k I_{R,k,mag}^{(l)} \cdot |\cos(I_{R,k,phase}^{(l)})| + \sum_k I_{R,k,mag}^{(l-1)} \cdot |\sin(I_{R,k,phase}^{(l-1)})|}{\sum_k |I_{R,k,mag}^{(l)}| + \sum_k |I_{R,k,mag}^{(l-1)}|};$$

[0020] 其中, $I_{R,PC}^{(l)}$ 为增强右视图像对应的第 l 层的多尺度金字塔图像; $I_{R,k,mag}^{(l)}$ 为增强右视图像对应的第 l 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像, $I_{R,k,mag}^{(l-1)}$ 为增强右视图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像; $I_{R,k,phase}^{(l)}$ 为增强右视图像对应的第 l 层在第 k 个方向的相位金字塔

塔图像, $\cos(I_{R,k,phase}^{(l)})$ 表示对其每个像素做余弦运算; $I_{R,k,phase}^{(l-1)}$ 为增强右视图图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\sin(I_{R,k,phase}^{(l-1)})$ 表示对其每个像素做正弦运算。

[0021] 进一步的, 设增强左视图图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{L,phase}^{(l)} = \sum_k I_{L,k,phase}^{(l)}$, 使用如下公式计算得到:

$$[0022] \quad I_{L,phase}^{(l)} = \text{mod} \left(\phi_L^{(l-1)} [+] \left(\frac{\nabla_x \phi_L^{(l-1)}}{\sqrt{1+|\nabla_y \phi_L^{(l-1)}|^2}} + \frac{\nabla_y \phi_L^{(l-1)}}{\sqrt{1+|\nabla_x \phi_L^{(l-1)}|^2}} \right), 2\pi \right);$$

[0023] 其中, $\nabla_y \phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图图像在第 $l-1$ 层的在 Y 轴方向的相位梯度; $\nabla_x \phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图图像在第 $l-1$ 层的在 X 轴方向的相位梯度; mod 为取模运算; $\phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图图像在第 $l-1$ 层的相位图像;

[0024] 设增强右视图图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{R,phase}^{(l)} = \sum_k I_{R,k,phase}^{(l)}$, 使用如下公式计算得到:

$$[0025] \quad I_{R,phase}^{(l)} = \text{mod} \left(\phi_R^{(l-1)} [+] \left(\frac{\nabla_x \phi_R^{(l-1)}}{\sqrt{1+|\nabla_y \phi_R^{(l-1)}|^2}} + \frac{\nabla_y \phi_R^{(l-1)}}{\sqrt{1+|\nabla_x \phi_R^{(l-1)}|^2}} \right), 2\pi \right);$$

[0026] 其中, $\nabla_y \phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图图像在第 $l-1$ 层的在 Y 轴方向的相位梯度; $\nabla_x \phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图图像在第 $l-1$ 层的在 X 轴方向的相位梯度; mod 为取模运算; $\phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图图像在第 $l-1$ 层的相位图像; $[+]$ 为标量加法。

[0027] 进一步的, 设增强左视图图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{L,mag}^{(l)} = \sum_k I_{R,k,mag}^{(l)}$, 使用如下公式计算得到:

$$[0028] \quad I_{L,mag}^{(l)} = \downarrow 2 \left(G * \sqrt{|I_L^{(l-1)}|} \cdot \cos \left(\phi_L^{(l-1)} [+] \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{\nabla_y I_L^{(l-1)}}{\nabla_x I_L^{(l-1)}} \right) \right);$$

[0029] 其中, $\downarrow 2$ 表示降采样操作; G 为高斯核; $*$ 为卷积; $I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图图像在第 $l-1$ 层的幅度图像; $\nabla_y I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图图像在第 $l-1$ 层的在 Y 轴方向的幅度梯度; $\nabla_x I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图图像在第 $l-1$ 层的在 X 轴方向的幅度梯度; 设增强右视图图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{R,mag}^{(l)} = \sum_k I_{R,k,mag}^{(l)}$, 使用如下公式计算得到:

$$[0030] \quad I_{R,mag}^{(l)} = \downarrow 2 \left(G * \sqrt{|I_R^{(l-1)}|} \cdot \cos \left(\phi_R^{(l-1)} [+] \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{\nabla_y I_R^{(l-1)}}{\nabla_x I_R^{(l-1)}} \right) \right);$$

[0031] 其中, $I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图图像在第 $l-1$ 层的幅度图像; $\nabla_y I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图图像在第 $l-1$ 层的在 Y 轴方向的幅度梯度; $\nabla_x I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图图像在第 $l-1$ 层的在 X 轴方向的幅度梯

度。

[0032] 进一步的,基于多尺度金字塔图像,使用多层卷积网络提取特征,得到第 l 层的左图像特征图为 $F_L^{(l)}(x,y)$,第 l 层的右图像特征图为 $F_R^{(l)}(x,y)$;步骤3中使用如下公式,在最低分辨率层进行初步视差估计,得到视差图 $d_{init}(x,y)$:

$$d_{init}(x,y) = \arg \min_d \sum_{(x,y) \in W} \left(\left| F_L^{(E)}(x,y) - F_R^{(E)}(x,y+d) \right| + \gamma \cdot \frac{\left| F_L^{(E)}(x,y) - F_R^{(E)}(x,y+d) \right|^2}{\left| F_L^{(E)}(x,y) + F_R^{(E)}(x,y+d) \right|} \right);$$

[0034] 其中, d 为视差值,表示左图像特征图和右图像特征图在同一像素位置的位移差异; W 为窗口大小,表示在视差估计过程中用于计算差异的局部邻域,定义了在每个像素周围考虑的像素范围; E 为最低分辨率层,表示多尺度金字塔的分辨率最低的一层; γ 为预设的权重系数; $F_L^{(E)}(x,y)$ 为第 E 层的左图像特征图; $F_R^{(E)}(x,y)$ 为第 E 层的右图像特征图。

[0035] 进一步的,步骤4中通过预设的结构光补偿值、滤光片补偿值、温度补偿值和振动补偿值,分别与视差图进行标量加法运算,以实现对视差图依次进行结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿,得到补偿后视差图。

[0036] 进一步的,步骤5中基于补偿后视差图,得到视差值为 S ,再使用如下公式,计算双目视觉图像获取设备到目标的距离 Z :

$$Z = \frac{B \cdot f}{S};$$

[0038] 其中, f 为双目视觉图像获取设备的焦距; B 为双目视觉图像获取设备中两个相机之间的基线距离。

[0039] 采用以上技术方案,本发明产生了以下有益效果:本发明利用多尺度金字塔技术,将图像分解成多个不同分辨率的层次,使得图像的全局信息和局部细节都能被有效捕捉和处理。多尺度金字塔技术通过逐层降采样,生成一系列不同分辨率的图像层,能够在不同尺度下分析和处理图像信息。结合多层卷积神经网络(CNN),本发明能够从这些多尺度金字塔图像中提取出丰富的特征信息,包括边缘、纹理、形状等高级特征。这一组合方法的优势在于,卷积神经网络通过层层卷积和池化操作,能够自动学习和提取图像中的复杂特征,使得特征提取过程更加准确和鲁棒。多尺度金字塔提供了一个多层次的图像表示,使得系统在处理复杂场景时,能够兼顾不同尺度和分辨率的信息,提高了特征提取的效果和视差估计的精度。在视差估计过程中,本发明利用卷积神经网络提取的特征图进行匹配,采用在最低分辨率层进行初步视差估计的方法。这种方法能够显著减少计算量,提高计算效率,同时利用低分辨率图像的全局结构信息,减少了细节噪声的干扰,使得初步视差估计更加稳定和鲁棒。具体来说,通过在最低分辨率层进行视差估计,系统能够快速得到一个初步的视差图,为后续高分辨率层的细化处理提供良好的初始条件。视差估计过程中,利用特征图之间的匹配代价函数,结合绝对差值和加权平方差,确保视差值的计算更加精确和可靠。这个过程充分利用了多尺度分析和深度学习提取的特征,显著提升了视差估计的精度和稳定性。

附图说明

[0040] 图1为本发明实施例提供的高精度双目视觉测距方法的方法流程示意图。

具体实施方式

[0041] 本说明书中公开的所有特征,或公开的所有方法或过程中的步骤,除了互相排斥的特征和/或步骤以外,均可以以任何方式组合。

[0042] 本说明书(包括任何附加权利要求、摘要)中公开的任一特征,除非特别叙述,均可被其他等效或具有类似目的的替代特征加以替换。即,除非特别叙述,每个特征只是一系列等效或类似特征中的一个例子而已。

[0043] 实施例1:参考图1,高精度双目视觉测距方法,所述方法包括:

[0044] 步骤1:使用双目视觉图像获取设备获取目标的左视图像和右视图像;分别对左视图像和右视图像进行图像增强,得到增强右视图像和增强左视图像;

[0045] 双目视觉图像获取设备通常由两个并排放置的摄像头组成,通过同时拍摄同一目标的左右视图像,能够模拟人类双眼的视觉效果,从而获取三维信息。获得左视图像和右视图像后,进行图像增强处理是为了提高图像的对比度、清晰度和细节表现,使后续步骤中的特征提取和匹配更为准确。图像增强处理可以通过多种方法来实现,包括但不限于直方图均衡化、拉普拉斯算子增强和Gamma校正。直方图均衡化通过调整图像的灰度分布,使图像的对比度得到增强,细节部分更加突出;拉普拉斯算子增强则通过边缘检测算子加强图像的边缘部分,使图像中的结构信息更加明显;Gamma校正通过调整图像的亮度,使得暗部细节更加清晰,亮部不过曝。通过这些图像增强技术,可以有效提高图像的质量,使得图像中的特征更加清晰可辨,为后续的特征提取和匹配提供良好的基础。在图像增强处理过程中,还可以结合其他先进的图像处理技术,如自适应滤波、锐化处理等,以进一步提高图像质量。自适应滤波通过根据图像局部特性调整滤波参数,能够在保留图像细节的同时减少噪声;锐化处理则通过增强图像的高频成分,使图像的边缘和细节更加清晰。通过综合运用这些图像增强技术,可以在不同光照条件下、不同环境中获得高质量的图像,从而确保后续步骤中提取的特征具有较高的鲁棒性和准确性。

[0046] 步骤2:分别构建增强右视图像和增强左视图像对应的多尺度金字塔,得到对应的多尺度金字塔图像;基于多尺度金字塔图像,使用多层卷积网络提取特征,得到左图像特征图和右图像特征图;

[0047] 首先,构建多尺度金字塔是一种经典的图像处理技术,通过对原始图像进行逐层降采样,生成一系列不同分辨率的图像层。每一层图像都是对上一层图像进行一定比例的缩小,使得图像在多个尺度上都能被分析和处理。多尺度金字塔的优势在于,它能够同时捕捉图像的全局特征和局部细节,使得特征提取过程能够兼顾不同尺度下的信息。例如,在高分辨率层次上,能够捕捉到细微的边缘和纹理信息,而在低分辨率层次上,则能够提取到图像的整体结构和大尺度的形状特征。基于多尺度金字塔图像,使用多层卷积神经网络(CNN)提取特征是现代计算机视觉中的一种重要方法。卷积神经网络通过一系列卷积层、池化层和激活函数的组合,能够自动学习和提取图像中的复杂特征。具体来说,卷积层通过卷积核(滤波器)在图像上进行滑动操作,提取局部区域的特征;池化层则通过下采样操作,减少特征图的尺寸,同时保留重要的特征信息;激活函数(如ReLU)则通过非线性变换,使得网络能

够学习到更加复杂的模式。在本发明中,增强后的左视图像和右视图像的多尺度金字塔图像分别输入到卷积神经网络中,经过多层卷积和池化操作,提取出不同尺度下的特征图。这些特征图不仅包含了图像的空间信息,还包含了通过卷积网络自动学习到的高级特征,如边缘、纹理、形状等。通过这种方式,能够有效地捕捉到图像中不同尺度和不同层次的信息,为后续的视差估计提供了丰富的特征数据。相较于传统的特征提取方法,本发明采用多尺度金字塔和卷积神经网络相结合的方式,具有显著的优势。传统方法通常依赖于手工设计的特征提取算法,如SIFT、SURF等,这些方法虽然在某些情况下表现出色,但往往对环境参数的变化较为敏感。而卷积神经网络通过数据驱动的方式,能够自动学习到适应不同场景和条件的特征,更具有鲁棒性和泛化能力。此外,多尺度金字塔的引入使得特征提取过程能够在不同尺度下进行,有效解决了图像中存在的尺度变化问题。例如,在实际应用中,物体的大小和距离可能会发生显著变化,而多尺度金字塔能够在不同尺度下分析和处理图像,确保特征提取的稳定性和准确性。卷积神经网络则通过多层次的特征提取和非线性变换,能够捕捉到图像中的复杂模式和细节,提高了特征匹配的准确性。在具体实现过程中,增强后的左视图像和右视图像首先被构建多尺度金字塔,每一个尺度层次的图像都经过卷积神经网络的处理,提取出相应的特征图。这些特征图在后续步骤中将被用来进行特征匹配和视差估计。通过这种方式,本发明不仅能够在复杂环境下提取到高质量的图像特征,还能够通过多尺度分析和深度学习,提高双目视觉测距的精度和鲁棒性。

[0048] 步骤3:基于左图像特征图和右图像特征图,在最低分辨率层进行初步视差估计,得到视差图;

[0049] 视差估计是双目视觉测距的关键步骤之一,它通过比较左右视图像中的相似特征点来确定视差,即同一目标在两幅图像中的水平位移。这个过程需要解决两个主要问题:特征点的匹配和视差的计算。在特征点匹配过程中,系统需要在左图像和右图像中找到对应的特征点对。通过在左右图像中搜索相似的局部区域,找到一对最佳匹配点,并计算它们之间的视差。视差是由左右摄像头之间的基线距离以及摄像头的焦距决定的,反映了目标的深度信息。具体来说,视差越大,目标离摄像头越近;反之,视差越小,目标离摄像头越远。在本发明中,特征点的匹配在最低分辨率层进行,这具有多方面的优势。首先,在低分辨率层次上进行初步视差估计,能够显著减少计算量。由于图像的分辨率降低,待处理的像素点数量减少,从而提高了计算效率。其次,在低分辨率层次进行初步估计,可以有效地消除图像中的噪声和细节干扰,使得特征匹配更加鲁棒和稳定。低分辨率图像保留了主要的结构信息,同时滤除了高频噪声,使得特征点的匹配更加准确。此外,在低分辨率层次上进行初步视差估计,还能够为后续步骤中的细化处理提供良好的初始条件。通过在较粗糙的层次上获得视差图,系统可以在后续的高分辨率层次上进行进一步的精细化处理,逐步提高视差估计的精度。视差估计过程中常用的方法包括块匹配、相位相关和基于能量最小化的优化方法等。在块匹配方法中,系统通过在左图像和右图像中搜索固定大小的窗口,找到相似度最高的窗口对,并计算它们之间的视差。相位相关方法则利用图像的频域信息,通过计算相位差来确定视差。基于能量最小化的优化方法通过构建一个代价函数,表示特征匹配的误差,并通过最小化该代价函数来找到最佳的视差估计值。这些方法各有优缺点,具体选择取决于应用场景和计算资源。本发明在最低分辨率层进行初步视差估计,有效地结合了块匹配和优化方法的优势。通过在多尺度金字塔的最低层次上进行处理,系统能够快速获得一

个初步的视差图,并为后续的多重补偿和精细化处理提供初始条件。这种方法不仅提高了计算效率,还增强了视差估计的鲁棒性和准确性。与现有技术相比,本发明在初步视差估计过程中,通过在低分辨率层次上进行处理,显著减少了计算量,并提高了匹配的稳定性和准确性。这种方法有效地结合了多尺度金字塔和深度学习提取的特征,利用左右视图像中的丰富信息,实现了高效和高精度的视差估计。通过这种创新的方法,本发明不仅克服了传统方法在高分辨率层次上计算复杂度高的问题,还提供了一种更加鲁棒和稳定的视差估计方案,为高精度双目视觉测距提供了可靠的技术支持。

[0050] 步骤4:对视差图依次进行结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿,得到补偿后视差图;

[0051] 首先,结构光补偿是在视差估计中引入已知模式的结构光,如激光网格、条纹或点阵。这些结构光图案通过投射到测量场景中,可以在图像中形成明确的标记,这些标记在左右图像中都会出现。通过识别这些结构光图案的变形,系统可以精确地计算出视差,并对视差图进行校正。结构光补偿的优势在于,它可以显著提高视差估计的精度,特别是在纹理较少或重复纹理较多的场景中,结构光提供了额外的参考信息,减少了误匹配的概率。通过对视差图进行结构光补偿,可以有效消除由于复杂场景导致的视差误差,提高测距的准确性。其次,滤光片补偿是通过在摄像头前加装特定波长的滤光片,过滤掉不需要的光线,如环境光和红外光。这些不需要的光线可能会对图像产生干扰,导致视差估计的不准确。滤光片补偿通过选择性地允许特定波长的光线通过,减少了环境光的干扰,从而提高了图像的对比度和清晰度。这一补偿技术特别适用于光照条件复杂的场景,如室外强光或低光环境下,通过滤光片补偿,能够确保图像质量的一致性,从而保证视差图的精确性。温度补偿是为了应对温度变化对摄像头及其内部元件造成的影响。温度变化可能会引起摄像头的焦距变化和传感器的热噪声,进而影响图像的质量和视差估计的准确性。通过温度传感器实时监测环境温度,并结合摄像头的温度响应曲线,可以对图像进行温度补偿。温度补偿的方法通常包括数字信号处理和硬件校正,通过调整图像的灰度值和色彩平衡,消除温度变化带来的影响,确保视差图的稳定性和准确性。这一补偿技术在温差较大的场景中尤为重要,如室内外环境的快速切换,温度补偿能够有效减少因温度变化导致的测距误差。最后,振动补偿是为了应对摄像头在测量过程中可能遭受的微小振动和位移。这些振动可能来源于外界环境或测量设备本身的机械运动,都会对图像的稳定性造成影响,进而影响视差估计的精度。振动补偿通常通过陀螺仪和加速度传感器实时监测摄像头的运动状态,结合图像稳定算法,对图像进行动态校正。振动补偿的方法包括图像配准和运动估计,通过在图像处理过程中实时调整摄像头的位移,确保视差图的准确性和稳定性。这一技术在移动平台上的应用尤为广泛,如无人机和自动驾驶汽车,通过振动补偿,能够在运动过程中获得稳定的视差图,确保测距的可靠性。通过结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿,这些技术的综合应用,能够显著提高视差图的精度和稳定性。每一种补偿技术都有其独特的应用场景和优势,通过组合应用,可以覆盖各种复杂环境下的测距需求,确保双目视觉测距方法的高精度和鲁棒性。相比于现有技术,本发明提出的多重补偿策略,不仅提高了测距的准确性,还增强了系统在各种环境下的适应能力,从而实现了更加可靠的高精度双目视觉测距。

[0052] 步骤5:基于补偿后视差图,计算双目视觉图像获取设备到目标的距离。

[0053] 实施例2:设左视图像为 $I_L(x,y)$ 和右视图像为 $I_R(x,y)$;使用如下公式,对左视图像和

右视图图像进行图像增强,得到增强右视图图像和增强左视图图像:

$$[0054] \quad \begin{aligned} I'_L(x,y) &= \frac{I_L(x,y)-\mu_L}{\sigma_L} + \lambda \cdot \exp\left(-\frac{(I_L(x,y)-\mu_L)^2}{2\sigma_L^2}\right) \\ I'_R(x,y) &= \frac{I_R(x,y)-\mu_R}{\sigma_R} + \lambda \cdot \exp\left(-\frac{(I_R(x,y)-\mu_R)^2}{2\sigma_R^2}\right); \end{aligned}$$

[0055] 其中, $I'_L(x,y)$ 为增强左视图图像; $I'_R(x,y)$ 为增强右视图图像; (x,y) 代表像素坐标位置, x 为X轴坐标, y 为Y轴坐标; λ 为预设的增强系数; μ_L 为左视图图像的像素均值; μ_R 为右视图图像的像素均值; σ_L 为左视图图像的像素标准差; σ_R 为右视图图像的像素标准差。

[0056] 具体的,首先,标准化处理是该图像增强公式的第一步。标准化的目的是将图像的像素值分布调整到均值为零、标准差为一的状态。通过将每个像素值减去图像的均值,然后除以图像的标准差,消除了图像中由于光照变化或摄像设备差异引起的亮度偏移。标准化处理能够有效地平衡图像中的亮度,使得图像的灰度值更加集中,增强了图像的对比度。这种处理方式不仅能够改善图像的视觉效果,还为后续的特征提取提供了一个更加一致的基础,减少了光照变化对特征提取过程的干扰。其次,该图像增强公式引入了一个基于高斯分布的增强项。高斯分布项的作用是通过指数函数来调整图像的对比度和细节表现。具体而言,这个高斯分布项根据像素值与图像均值的差异来进行调整,使得图像的亮部和暗部得到不同程度的增强。当像素值远离图像均值时,指数函数的值会减小,从而对这些区域进行较强的增强;反之,对于接近图像均值的区域,增强效果较弱。这样一来,图像的亮部和暗部细节被突显出来,提升了图像的整体对比度。预设的增强系数是该公式中的一个关键参数。通过调整增强系数的值,可以控制图像增强的强度。增强系数越大,图像的对比度和细节增强效果越显著;增强系数越小,增强效果则相对较弱。通过合理设置增强系数,可以根据具体的应用需求对图像进行优化,以达到最佳的视觉效果和特征提取效果。这种图像增强方法相较于传统方法具有显著的优势。传统的图像增强方法,如直方图均衡化和对比度拉伸,虽然能够在一定程度上提高图像的对比度,但往往会引入过度增强或细节丢失的问题。而本发明的方法通过结合标准化处理和高斯分布增强,不仅保留了图像的原始细节,还进一步优化了图像的对比度和细节表现,使得图像在复杂环境下的鲁棒性大大提高。此外,这种方法在计算复杂度上也具有优势。标准化处理和高斯分布增强的计算量相对较小,能够在保证图像增强效果的同时,降低计算开销。这对于需要实时处理图像的应用场景,如自动驾驶和机器人视觉,具有重要意义。通过在硬件上实现该图像增强算法,可以有效提升系统的实时处理能力,满足高精度和高效率的应用需求。通过对图像的标准化处理和高斯分布增强,本发明实现了对图像的多层次优化。在标准化处理阶段,图像的亮度分布得到平衡,增强了对比度和一致性;在高斯分布增强阶段,图像的细节和层次感得到显著提升。两者结合,使得图像在各种复杂环境下都能够保持高质量和高鲁棒性,为后续的特征提取和匹配提供了坚实的基础。

[0057] 实施例3:步骤2中的多尺度金字塔的层数的范围为4到8层;所述多尺度金字塔为相位一致性多尺度金字塔,在每一层,其方向数的范围为2到6。

[0058] 具体的,多尺度金字塔是一种图像处理技术,通过对原始图像进行逐层降采样,生成一系列不同分辨率的图像层。每一层图像都是上一层图像的缩小版本,使得图像能够在不同尺度上进行分析和处理。在本实施例中,多尺度金字塔的层数范围为4到8层,这意味着

图像将被分解成4到8个不同分辨率的层次。这种分解方法使得图像的全局信息和局部细节都能被有效地捕捉和处理。多尺度金字塔的关键在于不同层次上的信息能够互相补充和验证。在高分辨率层次上,图像的细节和纹理信息丰富,可以捕捉到小尺度的特征;在低分辨率层次上,图像的整体结构和大尺度的特征更加明显,可以用于全局分析和特征匹配。通过多尺度的分析,系统能够同时兼顾图像的全局和局部信息,提高特征提取的精度和鲁棒性。其次,相位一致性多尺度金字塔进一步增强了图像处理的效果。相位一致性是一种基于局部能量的特征提取方法,通过分析图像在不同尺度和方向上的相位信息,提取出具有一致性的特征点。相位一致性多尺度金字塔在每一层中进行多个方向的分析,方向数的范围为2到6,这意味着每一层图像将被分解成2到6个不同方向的分量。这种方法能够捕捉到图像中不同方向上的边缘和纹理特征,提高特征提取的准确性。相位一致性的优势在于它对光照变化和噪声具有较强的鲁棒性。传统的特征提取方法,如基于梯度的边缘检测,在光照变化和噪声较大的情况下容易失效。而相位一致性通过分析局部能量,能够在光照变化和噪声干扰下保持稳定的特征提取效果。这对于复杂环境下的双目视觉测距具有重要意义。在具体实现过程中,相位一致性多尺度金字塔的构建需要对图像进行多尺度、多方向的滤波处理。每一层图像首先通过高斯滤波进行降采样,然后在不同方向上应用Gabor滤波器进行方向分解。Gabor滤波器是一种线性滤波器,能够有效地提取图像中的边缘和纹理特征。通过在不同尺度和方向上应用Gabor滤波器,系统能够提取出图像中具有相位一致性的特征点。这些特征点在后续的特征匹配和视差估计中起到关键作用。通过结合多尺度分析和相位一致性特征提取,本实施例的图像处理方法在复杂环境下表现出优异的性能。多尺度金字塔使得图像的全局信息和局部细节都能被有效地捕捉,而相位一致性特征提取则确保了特征提取的稳定性和准确性。这种方法不仅提高了图像处理的精度,还增强了系统在光照变化和噪声干扰下的鲁棒性。相比于现有技术,本发明提出的多尺度金字塔和相位一致性特征提取方法具有显著的技术优势。传统的特征提取方法在光照变化和噪声干扰下容易失效,而本发明通过多尺度、多方向的分析,有效地提高了特征提取的鲁棒性和准确性。此外,多尺度金字塔的层数和方向数的灵活设置,使得系统能够根据具体应用需求进行优化,进一步增强了方法的适应性和实用性。

[0059] 实施例4:增强左视图图像对应的多尺度金字塔图像 $I_{L,PC}^{(l)}$ 使用如下公式计算得到:

$$[0060] \quad I_{L,PC}^{(l)} = \frac{\sum_k I_{L,k,mag}^{(l)} \cdot \cos(I_{L,k,phase}^{(l)}) + \sum_k I_{L,k,mag}^{(l-1)} \cdot \sin(I_{L,k,phase}^{(l-1)})}{\sum_k |I_{L,k,mag}^{(l)}| + \sum_k |I_{L,k,mag}^{(l-1)}|};$$

[0061] 其中, $I_{L,PC}^{(l)}$ 为增强左视图图像对应的第 l 层的多尺度金字塔图像; $I_{L,k,mag}^{(l)}$ 为增强左视图图像对应的第 l 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像, $I_{L,k,mag}^{(l-1)}$ 为增强左视图图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像; $I_{L,k,phase}^{(l)}$ 为增强左视图图像对应的第 l 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\cos(I_{L,k,phase}^{(l)})$ 表示对其每个像素做余弦运算; $I_{L,k,phase}^{(l-1)}$ 为增强左视图图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\sin(I_{L,k,phase}^{(l-1)})$ 表示对其每个像素做正弦运算; $|\cdot|$ 表示将图像视为一个矩阵,然后计算其行列式值;

[0062] 增强右视图图像对应的多尺度金字塔图像 $I_{R,PC}^{(l)}$ 使用如下公式计算得到:

$$[0063] \quad I_{R,PC}^{(l)} = \frac{\sum_k I_{R,k,mag}^{(l)} \cdot \left| \cos \left(I_{R,k,phase}^{(l)} \right) \right| + \sum_k I_{R,k,mag}^{(l-1)} \cdot \left| \sin \left(I_{R,k,phase}^{(l-1)} \right) \right|}{\sum_k \left| I_{R,k,mag}^{(l)} \right| + \sum_k \left| I_{R,k,mag}^{(l-1)} \right|};$$

[0064] 其中, $I_{R,PC}^{(l)}$ 为增强右视图图像对应的第 l 层的多尺度金字塔图像; $I_{R,k,mag}^{(l)}$ 为增强右视图图像对应的第 l 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像, $I_{R,k,mag}^{(l-1)}$ 为增强右视图图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的幅度金字塔图像; $I_{R,k,phase}^{(l)}$ 为增强右视图图像对应的第 l 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\cos \left(I_{R,k,phase}^{(l)} \right)$ 表示对其每个像素做余弦运算; $I_{R,k,phase}^{(l-1)}$ 为增强右视图图像对应的第 $l-1$ 层在第 k 个方向的相位金字塔图像, $\sin \left(I_{R,k,phase}^{(l-1)} \right)$ 表示对其每个像素做正弦运算。

[0065] 具体的,多尺度金字塔的构建是通过图像进行多层次的降采样,使得图像能够在不同尺度上进行分析。在本实施例中,增强左视图图像和右视图图像分别构建多尺度金字塔,每一层图像在多个方向上进行分解。具体而言,增强左视图图像的第 l 层多尺度金字塔图像 $I_{L,PC}^{(l)}$ 和增强右视图图像的第 l 层多尺度金字塔图像 $I_{R,PC}^{(l)}$ 分别通过公式计算得到。这些公式结合了幅度金字塔图像和相位金字塔图像的信息。在多尺度金字塔的每一层中,图像在不同方向上的幅度金字塔图像和相位金字塔图像分别表示为 $I_{L,k,mag}^{(l)}$ 和 $I_{L,k,phase}^{(l)}$ 以及 $I_{R,k,mag}^{(l)}$ 和 $I_{R,k,phase}^{(l)}$ 。通过对这些幅度和相位信息进行加权求和,可以得到相位一致性图像。相位一致性图像的计算公式综合考虑了相邻层次和方向的幅度和相位信息。公式中的第一部分,通过对第 l 层和第 $l-1$ 层的幅度金字塔图像进行加权求和,并结合相应的相位信息,计算出相位一致性的贡献。这部分的核心在于对每一层的幅度金字塔图像 $I_{L,k,mag}^{(l)}$ 和相位金字塔图像 $I_{L,k,phase}^{(l)}$ 进行余弦变换和正弦变换,从而提取出相位一致性的特征。具体来说,公式中涉及到的余弦和正弦变换,分别计算相位金字塔图像中的相位角度信息,使得每个方向上的相位信息能够被有效地整合。其次,公式中的分母部分是对相邻层次和方向上的幅度金字塔图像的绝对值进行求和。这一过程确保了在不同方向和不同层次上的幅度信息被充分考虑,从而得到一个整体的相位一致性度量。通过这种方式,公式不仅结合了各个方向上的信息,还考虑了多尺度分析的结果,使得相位一致性的计算更加准确和稳定。增强右视图图像的多尺度金字塔图像 $I_{R,PC}^{(l)}$ 的计算与增强左视图图像类似,同样是通过结合不同方向和不同层次上的幅度和相位信息来实现。通过对幅度金字塔图像和相位金字塔图像进行加权求和,并结合相位信息的余弦和正弦变换,可以得到增强右视图图像在第 l 层上的相位一致性多尺度金字塔图像。这种相位一致性计算方法具有显著的技术优势。首先,它结合了多尺度分析和多方向的相位信息,使得图像中的细节和特征能够被更加全面地捕捉。其次,通过对幅度和相位信息的综合考虑,算法能够在复杂环境下保持稳定的特征提取效果,具有较强的鲁棒性。此外,相位一致性度量在光照变化和噪声干扰下也表现出良好的稳定性,这对于双目视觉测距的应用尤为重要。通过这一方法,增强左视图图像和右视图图像的多尺度金字塔图像不仅保留了图像的全局结构信息,还增强了图像的局部细节和纹理特征。这为后续的特征匹配和视差计

算提供了坚实的基础,提高了双目视觉测距的整体精度和可靠性。实施例4通过构建相位一致性的多尺度金字塔,并结合幅度和相位信息,计算出增强左视图像和右视图像在每一层上的相位一致性多尺度金字塔图像。这种方法不仅提高了图像的处理精度,还增强了系统在复杂环境下的适应能力,为高精度双目视觉测距提供了可靠的技术支持。

[0066] 实施例5:设增强左视图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{L,phase}^{(l)} = \sum_k I_{L,k,phase}^{(l)}$,使用如下公式计算得到:

$$[0067] \quad I_{L,phase}^{(l)} = \text{mod} \left(\phi_L^{(l-1)} [+] \left(\frac{\nabla_x \phi_L^{(l-1)}}{\sqrt{1+|\nabla_y \phi_L^{(l-1)}|^2}} + \frac{\nabla_y \phi_L^{(l-1)}}{\sqrt{1+|\nabla_x \phi_L^{(l-1)}|^2}} \right), 2\pi \right);$$

[0068] 其中, $\nabla_y \phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的在Y轴方向的相位梯度; $\nabla_x \phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的在X轴方向的相位梯度; mod 为取模运算; $\phi_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的相位图像;

[0069] 设增强右视图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{R,phase}^{(l)} = \sum_k I_{R,k,phase}^{(l)}$,使用如下公式计算得到:

$$[0070] \quad I_{R,phase}^{(l)} = \text{mod} \left(\phi_R^{(l-1)} [+] \left(\frac{\nabla_x \phi_R^{(l-1)}}{\sqrt{1+(\nabla_y \phi_R^{(l-1)})^2}} + \frac{\nabla_y \phi_R^{(l-1)}}{\sqrt{1+(\nabla_x \phi_R^{(l-1)})^2}} \right), 2\pi \right);$$

[0071] 其中, $\nabla_y \phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的在Y轴方向的相位梯度; $\nabla_x \phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的在X轴方向的相位梯度; mod 为取模运算; $\phi_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的相位图像;[+]为标量加法。

[0072] 具体的,增强左视图像和右视图像的多尺度相位金字塔通过计算不同层次上的相位梯度和相位信息来获得。这一方法通过综合相位信息和相位梯度,确保了在各个方向上特征点的一致性和稳定性,从而显著提高图像处理的精度和鲁棒性。首先,增强左视图像在第 l 层的相位金字塔图像 $I_{L,phase}^{(l)}$ 是通过前一层 $l-1$ 的相位图像 $\phi_L^{(l-1)}$ 及其相位梯度 $\nabla_x \phi_L^{(l-1)}$ 和 $\nabla_y \phi_L^{(l-1)}$ 计算得到的。相位梯度表示图像在特定方向上的相位变化率,即图像中相位变化的速度和方向。通过计算这些相位梯度,能够捕捉到图像中微小的相位变化,这对于细腻特征的提取非常重要。具体来说,相位梯度 $\nabla_x \phi_L^{(l-1)}$ 和 $\nabla_y \phi_L^{(l-1)}$ 分别表示图像在X轴和Y轴方向上的相位变化。这些梯度是通过对比相位图像进行差分运算得到的,表示图像在这两个方向上的相位变化趋势。相位梯度的计算是图像处理中重要的一步,它能够提供图像中相位变化的信息,这些信息在后续的相位更新中起到关键作用。接下来,通过结合这些相位梯度与前一层的相位图像 $\phi_L^{(l-1)}$,计算出新的相位金字塔图像。公式中,将相位梯度进行归一化处理,以确保其值在一个合理的范围内,避免计算中的不稳定性。这种归一化处理通常采用平方和

的形式,即 $\sqrt{1 + (\nabla_y \phi_L^{(l-1)})^2}$ 和 $\sqrt{1 + (\nabla_x \phi_L^{(l-1)})^2}$,通过这种方式,保证了相位梯度的数值稳定。

然后,将这些归一化的相位梯度值与前一层的相位图像进行加和操作,得到更新后的相位图像。这一步通过标量加法实现,即将归一化的相位梯度逐像素地加到前一层的相位图像上。这样,新的相位图像不仅包含了前一层的相位信息,还结合了当前层的相位变化趋势,确保了相位信息的连续性和一致性。为了保持相位值在一个合理的范围内,公式中采用了取模运算 mod ,将相位值限制在 0 到 2π 之间。取模运算的目的是防止相位值超出预定范围,通过对相位值进行取模操作,使其始终保持在一个循环区间内。这一操作确保了相位信息的周期性和一致性,避免了数值溢出导致的计算误差。对于增强右视图像的相位金字塔图像 $I_{R,\text{phase}}^{(l)}$,其计算过程与左视图像类似。通过对前一层相位图像 $\phi_R^{(l-1)}$ 及其相位梯度 $\nabla_x \phi_R^{(l-1)}$ 和 $\nabla_y \phi_R^{(l-1)}$ 进行计算,同样通过归一化处理 and 取模运算,得到右视图像在第 l 层的相位金字塔图像。这个过程确保了左右视图像在相位信息上的一致性和准确性,为后续的视差估计提供了可靠的基础。多尺度相位金字塔方法的优势在于能够捕捉图像中的细微变化,并且在多层次上进行相位信息的传播和更新。通过对相位梯度的综合计算,多尺度相位金字塔能够有效地提高相位信息的精度和鲁棒性。这对于双目视觉测距中的特征提取和匹配具有重要意义,能够在复杂环境下保持高精度的测距结果。此外,多尺度相位金字塔方法对光照变化和噪声具有较强的鲁棒性。传统的相位处理方法在光照变化和噪声较大的情况下容易失效,而多尺度相位金字塔通过对相位梯度的综合计算,能够在光照变化和噪声干扰下保持稳定的特征提取效果。这使得该方法在复杂环境中表现出优异的性能,例如室外强光或低光环境下,能够提取稳定和准确的相位信息。在实际应用中,多尺度相位金字塔方法能够在不同光照条件和复杂场景中表现出优异的性能。这种方法不仅提高了图像的对比度和细节表现,还增强了系统在复杂环境下的适应能力。对于需要高精度和高鲁棒性的应用场景,如自动驾驶和机器人视觉,多尺度相位金字塔方法通过硬件实现的计算复杂度较低,能够在保证图像增强效果的同时,降低计算开销,满足实时处理的需求。

[0073] 实施例6:设增强左视图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{L,\text{mag}}^{(l)} = \sum_k I_{R,k,\text{mag}}^{(l)}$,使用如下公式计算得到:

$$[0074] \quad I_{L,\text{mag}}^{(l)} = \downarrow 2 \left(G * \sqrt{|I_L^{(l-1)}|} \cdot \cos \left(\phi_L^{(l-1)} [+] \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{\nabla_y I_L^{(l-1)}}{\nabla_x I_L^{(l-1)}} \right) \right) \right);$$

[0075] 其中, $\downarrow 2$ 表示降采样操作; G 为高斯核; $*$ 为卷积; $I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的幅度图像; $\nabla_y I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的在Y轴方向的幅度梯度; $\nabla_x I_L^{(l-1)}$ 为增强左视图像在第 $l-1$ 层的在X轴方向的幅度梯度;设增强右视图像在第 l 层的相位金字塔图像为 $I_{R,\text{mag}}^{(l)} = \sum_k I_{R,k,\text{mag}}^{(l)}$,使用如下公式计算得到:

$$[0076] \quad I_{R,\text{mag}}^{(l)} = \downarrow 2 \left(G * \sqrt{|I_R^{(l-1)}|} \cdot \cos \left(\phi_R^{(l-1)} [+] \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{\nabla_y I_R^{(l-1)}}{\nabla_x I_R^{(l-1)}} \right) \right) \right);$$

[0077] 其中, $I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的幅度图像; $\nabla_y I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的在 Y 轴方向的幅度梯度; $\nabla_x I_R^{(l-1)}$ 为增强右视图像在第 $l-1$ 层的在 X 轴方向的幅度梯度。

[0078] 具体的, 首先, 增强左视图像在第 l 层的幅度金字塔图像 $I_{L, \text{mag}}^{(l)}$ 是通过对其前一层 $l-1$ 的幅度图像 $I_L^{(l-1)}$ 及其幅度梯度 $\nabla_x I_L^{(l-1)}$ 和 $\nabla_y I_L^{(l-1)}$ 进行计算得到的。幅度梯度表示的是图像在特定方向上的幅度变化率, 即图像中幅度变化的速度和方向。通过计算这些幅度梯度, 能够捕捉到图像中微小的幅度变化, 从而提取出更细腻的特征信息。公式中 $\nabla_x I_L^{(l-1)}$ 和 $\nabla_y I_L^{(l-1)}$ 分别表示图像在 X 轴和 Y 轴方向上的幅度变化。这些梯度是通过对其幅度图像进行差分运算得到的, 表示图像在这两个方向上的变化趋势。幅度梯度的计算是图像处理中重要的一步, 它能够提供更丰富的幅度变化的信息, 这些信息在后续的幅度更新中起到关键作用。接下来, 通过结合这些幅度梯度与前一层的幅度图像 $I_L^{(l-1)}$, 计算出新的幅度金字塔图像。公式中, 将幅度图像 $I_L^{(l-1)}$ 的平方根与高斯核 G 进行卷积运算, 这一步的目的是平滑图像, 去除噪声, 同时保留重要的幅度信息。高斯卷积在图像处理中是一种常用的滤波方法, 通过对图像进行平滑处理, 能够有效地减少噪声对图像的影响, 提升图像的质量。然后, 将平滑后的幅度图像与相位梯度信息进行结合, 通过余弦函数计算得到新的幅度图像, 通过余弦函数计算出新的幅度图像。这一步骤利用了相位信息的变化趋势, 使得新的幅度图像不仅包含了幅度信息, 还结合了相位变化的信息, 提升了图像特征的准确性和鲁棒性。最后, 通过降采样操作 $\downarrow 2$ 将图像的分辨率降低一半, 生成新的幅度金字塔图像。降采样操作的目的是减小图像的尺寸, 同时保留重要的特征信息, 使得多尺度金字塔能够有效地表示图像在不同分辨率下的特征。这一操作确保了图像在多尺度表示中的连续性和一致性, 为后续的图像处理和分析提供了坚实的基础。对于增强右视图像的幅度金字塔图像 $I_{R, \text{mag}}^{(l)}$, 其计算过程与左视图像类似。通过对前一层幅度图像 $I_R^{(l-1)}$ 及其幅度梯度 $\nabla_x I_R^{(l-1)}$ 和 $\nabla_y I_R^{(l-1)}$ 进行计算, 同样通过高斯滤波和平滑处理、相位梯度结合和降采样操作, 得到右视图像在第 l 层的幅度金字塔图像。这个过程确保了左右视图像在幅度信息上的一致性和准确性, 为后续的视差估计提供了可靠的基础。多尺度相位金字塔方法的优势在于它能够捕捉图像中的细微变化, 并且在多层次上进行幅度信息的传播和更新。通过对幅度梯度的综合计算, 多尺度相位金字塔能够有效地提高幅度信息的精度和鲁棒性。这对于双目视觉测距中的特征提取和匹配具有重要意义, 能够在复杂环境下保持高精度的测距结果。

[0079] 实施例7: 基于多尺度金字塔图像, 使用多层卷积网络提取特征, 得到第 l 层的左图像特征图为 $F_L^{(l)}(x, y)$, 第 l 层的右图像特征图为 $F_R^{(l)}(x, y)$; 步骤3中使用如下公式, 在最低分辨率层进行初步视差估计, 得到视差图 $d_{\text{init}}(x, y)$:

$$d_{\text{init}}(x, y) = \arg \min_d \sum_{(x, y) \in W} \left(|F_L^{(E)}(x, y) - F_R^{(E)}(x, y + d)| + \gamma \cdot \frac{|F_L^{(E)}(x, y) - F_R^{(E)}(x, y + d)|^2}{|F_L^{(E)}(x, y) + F_R^{(E)}(x, y + d)|} \right);$$

[0081] 其中, d 为视差值, 表示左图像特征图和右图像特征图在同一像素位置的位移差异; W 为窗口大小, 表示在视差估计过程中用于计算差异的局部邻域, 定义了在每个像素周围考虑的像素范围; E 为最低分辨率层, 表示多尺度金字塔的分辨率最低的一层; γ 为预设的权重系数; $F_L^{(E)}(x, y)$ 为第 E 层的左图像特征图; $F_R^{(E)}(x, y)$ 为第 E 层的右图像特征图。

[0082] 具体的, 通过多层卷积神经网络从多尺度金字塔图像中提取特征。对于左视图图像和右视图图像的每一层金字塔图像, 分别使用卷积神经网络进行处理, 生成对应的特征图。卷积神经网络通过多层次的卷积和池化操作, 能够提取出图像中的高级特征信息, 包括边缘、纹理和形状等。这些特征信息在视差估计中起到至关重要的作用, 因为它们能更准确地反映图像中的结构和内容。接下来, 在最低分辨率层进行初步视差估计。这一步选择最低分辨率层的原因是, 低分辨率图像能够显著减少计算量, 同时保留图像的全局结构信息, 减少细节噪声的干扰, 从而使视差估计更加稳定和鲁棒。在最低分辨率层, 系统将左图像和右图像的特征图进行对比, 以确定每个像素的视差值。视差估计的核心在于匹配左图像和右图像中特征点的位移差异。在这一过程中, 系统会在每个像素的局部邻域内搜索可能的视差值, 计算每个视差值对应的匹配代价, 并选择代价最小的视差值作为初步视差。匹配代价的计算包含两个主要部分: 绝对差值和加权平方差。绝对差值用于直接衡量左、右图像特征图在不同视差值下的差异, 而加权平方差则通过平方差对差异进行进一步的度量, 并结合左、右图像特征图的和进行加权, 以更好地反映图像特征间的相似性。具体来说, 系统通过对特征图进行逐像素比较, 计算特征值的差异, 并引入一个权重系数来平衡不同部分的影响。这个权重系数确保了特征图之间的差异在计算中得到合理的处理, 使得匹配过程更加精确。最终, 通过搜索每个像素的局部邻域, 系统能够找到使代价函数最小的视差值, 这个视差值反映了左图像和右图像在该像素位置上的位移差异。在最低分辨率层进行初步视差估计的优势不仅在于计算效率高, 还在于其能够提供一个稳定和鲁棒的初始视差图。这对于后续高分辨率层的细化处理非常重要。初步视差图为进一步的视差细化提供了良好的起点, 确保了视差估计的连续性和准确性。此外, 卷积神经网络在特征提取中的应用显著提升了视差估计的精度。传统的特征提取方法往往依赖于手工设计的特征, 如SIFT和SURF等, 这些方法在复杂场景下可能表现不佳。而卷积神经网络通过深度学习, 能够自动学习图像中的高级特征, 具有更好的泛化能力和鲁棒性。通过结合多尺度金字塔图像, 系统能够在不同分辨率和尺度上提取到丰富的特征信息, 使得视差估计更加精确和稳定。

[0083] 实施例8: 步骤4中通过预设的结构光补偿值、滤光片补偿值、温度补偿值和振动补偿值, 分别与视差图进行标量加法运算, 以实现对视差图依次进行结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿, 得到补偿后视差图。

[0084] 具体的, 首先, 结构光补偿是通过引入预设的结构光补偿值, 与视差图进行标量加法运算来实现的。结构光是一种主动光源技术, 通过在测量场景中投射已知模式的光图案, 如激光网格或条纹, 可以显著增强视差估计的精度。在实际操作中, 结构光在图像中形成明

确的标记,这些标记在左右视图像中都会出现。通过识别这些标记的变形和位移,可以计算出精确的视差值。结构光补偿值预先通过实验或标定方法获取,然后在视差图计算过程中将其加入视差图中,以校正由光照条件变化或表面反射特性引起的误差。接下来,滤光片补偿是通过加入预设的滤光片补偿值来实现的。滤光片用于减少环境光和其他不必要光源对图像的干扰,尤其在室外或复杂光照条件下尤为重要。滤光片补偿值同样是通过实验或标定方法预先确定的,这些值能够有效地校正视差图中由于光照变化引起的误差。在实际应用中,滤光片补偿可以显著提高图像的对比度和清晰度,使得视差估计更加精确。温度补偿则是通过预设的温度补偿值,与视差图进行标量加法运算来实现。温度变化会导致摄像头内部的物理特性变化,如焦距的微小变化,这些变化会直接影响到视差估计的精度。通过温度传感器实时监测环境温度,并结合摄像头的温度响应曲线,预先确定温度补偿值。在视差图计算过程中,加入这些温度补偿值,可以有效地校正由温度变化引起的误差,确保视差图的精度和稳定性。最后,振动补偿是通过加入预设的振动补偿值来实现的。振动通常来自外界环境或设备本身的机械运动,这些振动会导致摄像头的位置发生微小的变化,从而影响视差图的精度。在实际应用中,通过加速度传感器和陀螺仪实时监测设备的振动状态,结合实验数据预先确定振动补偿值。在视差图计算过程中,将这些振动补偿值与视差图进行标量加法运算,可以有效地校正由于振动引起的误差,提高视差估计的稳定性和精度。

[0085] 实施例9:步骤5中基于补偿后视差图,得到视差值为 S ,再使用如下公式,计算双目视觉图像获取设备到目标的距离 Z :

$$[0086] \quad Z = \frac{B \cdot f}{S};$$

[0087] 其中, f 为双目视觉图像获取设备的焦距; B 为双目视觉图像获取设备中两个相机之间的基线距离。

[0088] 具体的,视差值 S 是通过对视差图进行多重补偿后获得的。在步骤4中,通过结构光补偿、滤光片补偿、温度补偿和振动补偿等多种补偿方法,已经对初步视差图进行了校正,以消除外界环境对视差估计的影响。经过补偿后的视差图更加精确和稳定,提供了一个可靠的视差值 S 。接下来,公式 $Z = \frac{B \cdot f}{S}$ 中的 B 表示双目视觉图像获取设备中两个相机之间的基线距离。基线距离是指两个摄像头之间的水平距离,这是一个已知的固定值。基线距离越大,系统的深度感知能力越强,测距的精度也会相应提高。 f 表示双目视觉图像获取设备的焦距,即摄像头的焦距。焦距决定了摄像头的视角和成像比例,是另一个已知的固定参数。焦距越长,系统的测距范围越大,但同时对视差精度的要求也更高。视差 S 是目标在左、右视图像中的水平位移差异。双目视觉系统通过同时拍摄同一场景的两幅图像,利用左右摄像头之间的视差来计算目标的深度信息。视差值越大,目标越靠近摄像头;视差值越小,目标越远离摄像头。视差值的精确计算是整个测距过程的核心,通过对视差图的多重补偿,确保了视差值的准确性。公式 $Z = \frac{B \cdot f}{S}$ 的推导基于几何三角测量原理。假设两个摄像头的光轴平行且位于同一水平线上,目标点在左右图像中的投影点分别为 x_L 和 x_R ,则视差 $S = x_L - x_R$ 。根据相似三角形原理,可以得到目标距离 Z 的表达式。这个公式说明了基线距离、焦距和视差之间的关系,通过已知的基线距离和焦距,以及计算得到的视差值,可以直接计算目标的距

离。

[0089] 虽然以上描述了本发明的具体实施方式,但是本领域的技术人员应当理解,这些具体实施方式仅是举例说明,本领域的技术人员在不脱离本发明的原理和实质的情况下,可以对上述方法和系统的细节进行各种省略、替换和改变。例如,合并上述方法步骤,从而按照实质相同的方法执行实质相同的功能以实现实质相同的结果则属于本发明的范围。因此,本发明的范围仅由所附权利要求书限定。

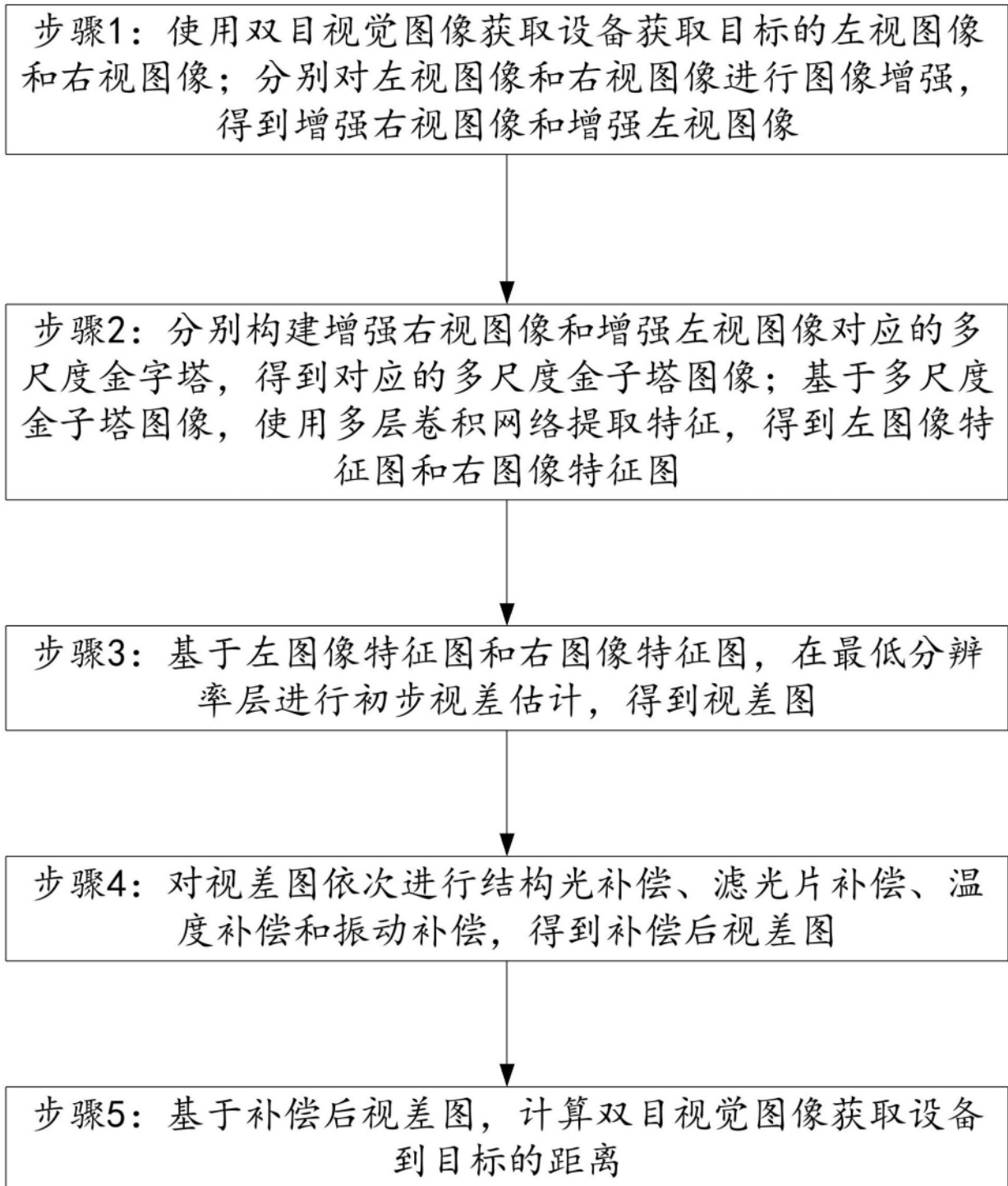


图1