



ARTICLE

基于拐角流量检测的视觉特征提取与跟踪方法

金学波^{1,*}, 王彬彬^{1,*}¹北京工商大学, 计算机与人工智能学院, 北京 100048

学术编辑: 马慧璿; 收稿日期: 2024-01-03; 录用日期: 2024-03-01; 发布日期: 2024-03-02

*通讯作者: 金学波, jinxuebo@btbu.edu.cn; 王彬彬, wangbinbin@st.btbu.edu.cn

文章引用

金学波, 王彬彬. 基于拐角流量检测的视觉特征提取与跟踪方法. 智能机器人, 2024, 1(1): 1-10.

Citation

Jin, X., & Wang, B. (2024). Visual Feature Extraction and Tracking Method Based on Corner Flow Detection. Journal of Intelligent Robots, 1(1), 1-10.

© 2024 The Author(s). This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

摘要

基于视觉的前端特征跟踪是机器人在运动过程中通过相机拍摄周围环境获取图像, 然后对每一帧图像提取特征点, 并对两两图像帧上的特征点进行匹配, 通过解算特征点的变化情况来估计机器人的位姿变化。基于特征点匹配的方法, 需要提取特征点再加入描述子, 利用描述子进行特征匹配, 由于描述子的加入, 基于特征匹配的方法在光照变化、纹理变化大的情况下表现不错, 但也增加计算量, 增加了计算成本, 并且特征匹配的方法不稳定。因此, 本文提出了一种角点流检测方法, 将稀疏光流跟踪与 Shi-Tomasi 角点检测相结合, 代替描述子, 即得到了在光照变化和纹理变化大的情况下, 更好的稳定性, 又保证了较小的计算成本。实验结果在 Ubuntu 操作系统下利用 OpenCV 进行验证, 验证了该算法的高效性与性能的有效性。

关键词: 计算机视觉, 特征跟踪, 光流法, 视觉特征, 视觉跟踪

Visual Feature Extraction and Tracking Method Based on Corner Flow Detection

Xuebo Jin^{1,*} and Binbin Wang^{1,*}¹School of Computer and Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China

Academic Editor: Huijun Ma; Submitted: 2024-01-03; Accepted: 2024-03-01; Published: 2024-03-02

*Correspondence Author: Xuebo Jin, jinxuebo@btbu.edu.cn; Binbin Wang, wangbinbin@st.btbu.edu.cn

Abstract

Visual based front-end feature tracking is a process in which a robot captures images of its surrounding environment through a camera during motion, extracts feature points from each frame of the image, matches feature points on pairwise image frames, and estimates the robot's pose changes by calculating the changes in feature points. The method based on feature point matching requires extracting feature points and then adding descriptors, which are used for feature matching. Due to the addition of descriptors, the method based on feature matching performs well in situations with large changes in lighting and texture, but it also increases computational complexity, computational cost, and the method of feature matching is unstable. Therefore, this article proposes a corner flow detection method that combines sparse optical flow tracking with Shi Tomasi corner detection, replacing descriptors, to achieve better stability in situations with large lighting and texture changes while ensuring lower computational costs. The experimental results were validated using OpenCV on the Ubuntu operating system, verifying the efficiency and effectiveness of the algorithm.

Keywords: Computer vision, feature tracking, optical flow method, visual features, visual tracking

1 序言

视觉跟踪技术作为计算机视觉领域的热门课题之一，与之相关的技术包括连续的图像序列进行运动目标检测、特征提取、分类识别、跟踪滤波、行为识别，以获得目标准确的运动信息参数（如位置、速度、加速度和运动轨迹等），并对其进行相应的处理分析，实现对目标的行为理解，以完成更高一级的检测任务。随着信息技术与智能科学的发展，计算机视觉已经是机器人 [1]、无人车 [2] 等领域的关键技术之一。

目前视觉跟踪技术主要有两大类，一类是基于图像上的特征点，对不同图像上的特征点进行匹配，最终得到特征点的运动方式；另一类方法是直接进行目标识别，然后匹配不同帧的目标的运动方式。这种方法需要克服视频目标识别的困难，首先需要使用深度学习的方法，系统方法框架复杂、耗时长 [3, 4]。因此首先获得图像上特征点的方法，对于实际系统来说具有较大的优势。

在人工智能 [11-20] 以及工业应用领域 [21-31]，特征检测和匹配是极其重要的组成部分，需要首先提取图像中的特征，并通过特征建立图像之间的对应关系，这里说的“特征”就是图像中的特殊位置，通常特征包括“点特征”和“线特征”等几何特征 [5]，而点特征是最常用的特征，也可以叫做“关键特征点”，或“兴趣点”，或“角点”。

特征点可以分为以下几种类型：

1. 一阶导数 (即灰度的梯度) 的局部最大所对应的像素点；
2. 两条及两条以上边缘的交点；
3. 图像中梯度值和梯度方向的变化速率都很高的点；
4. 角点处的一阶导数最大，二阶导数为零，指示物体边缘变化不连续的方向。

常用的提取角点的方法有 Harris 角点 [6] 和 Shi-Tomasi 角点两种，Shi-Tomasi 角点提取算法是在 Harris 角点的基础上改进的。Harris 角点通过自相关矩阵的角点提取算法，具体来说给出与自相关函数相联系的矩阵 M 。 M 阵的特征值是自相关函数的一阶曲率，如果两个曲率值都高，那么就认为该点是角点特征。Shi 和 Tomasi 提出改进的方法，具体定义为，如果两个特征值中较小的一个值都大于阈值，则会得到强角点。相比与 Harris 角点来说，Shi-Tomasi 的方法更加充分。

角点的合理性及对角点的有效跟踪决定了视频跟踪的性能。光流法是关于视域中的物体运动检测中的概念。用来描述相对于观察者的运动所造成的观测目标、表面或边缘的运动。光流法可以用于运动检测 [7]、跟踪 [8] 等领域，是目前应用最为广泛的方法之一。很多研究者也提出，由于光流法对大规模的角点进行多次的跟踪和计算，导致其计算方法较为复杂，很难保证视频的实时性 [9]。因此本文将光流法和角点的方法结合在一起，并使用稀疏光流法对光流法的运算进行化简，同时保证光流法对这些角点的跟踪性能。

2 基于 Shi-Tomasi 角点的特征选择

作为计算机视觉领域中常用的角点检测方法之一，Shi-Tomasi 角点检测方法通过计算图像中每个像素的特征响应值来确定角点的位置。其检测方法的主要思想是，选择具有最小特征响应值的像素作为角点。特征响应值是通过计算像素局部区域内的特征值来评估。对于每个像素，可以通过计算其周围像素的梯度矩阵（如梯度的 x 和 y 分量）来计算特征值。然后，特征值可以组成一个特征向量，进而计算特征响应值。（如图 1 所示）

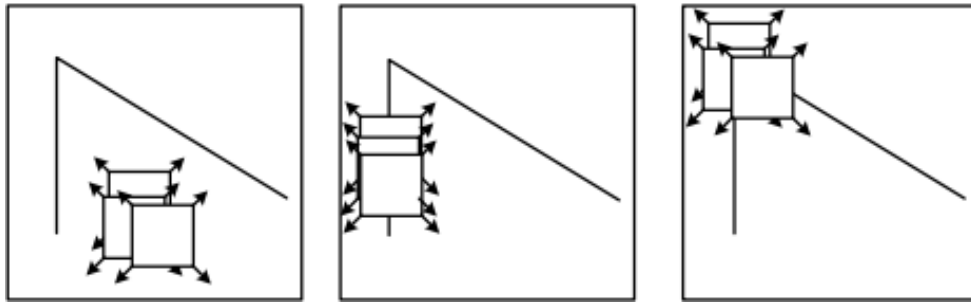


图 1. 角点判断的情况

在选取角点时，可以设定一个阈值，只选择特征响应值大于该阈值的像素作为角点。通过调整阈值，可以控制角点的数量和质量。设图像 $I(x, y)$ ，在点 (x, y) 处平移 (u, v) 后的自相似性，可以用灰度变化函数 $E(u, v)$ 表示：

$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \quad (1)$$

其中 $w(x, y)$ 为窗口函数， $I(x + u, y + v)$ 为平移后的像素灰度，表示如公式 (2)

$$I(x + u, y + v) = I(x, y) + I_x u + I_y v + O(u^2, v^2) \quad (2)$$

将公式 (2) 代入公式 (1) 得到：

$$E(u, v) = [u, v] \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (3)$$

当局部移动量 $[u, v]$ 非常小的时候，公式 (3) 可以近似如下公式 (4)

$$E(u, v) \cong [u, v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中， M 是一个由图像的导数求得的 2×2 的矩阵， M 的具体表示如公式 5，

$$M = \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

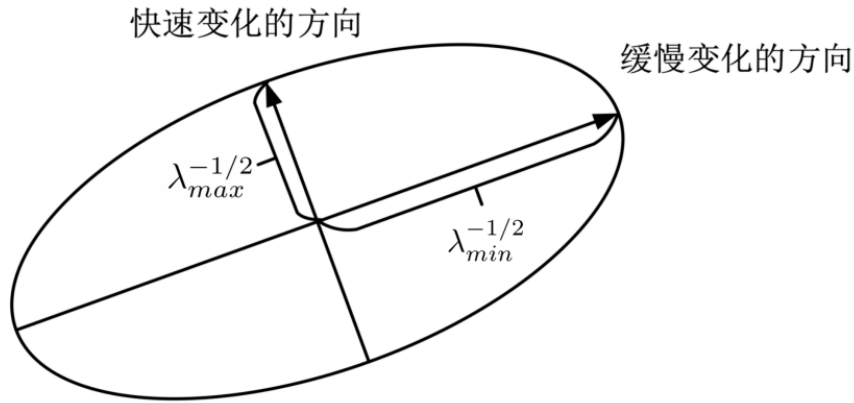


图 2. 灰度变化函数表示

此时, $E(u, v)$ 可以用椭圆形式表示如图 2:

设特征点的响应函数 R 为:

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k (\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (6)$$

如图 2 中, 自相关矩阵 M 可以分解得到两个特征值 (λ_0, λ_1) 和特征值对应的特征向量。又因为较小的特征值决定了较大的不确定性, 也就是 $a_0^{-1/2}$, 所以可以通过寻找最小特征值的最大值来寻找好的特征点。

3 基于 Shi-Tomasi 角点的稀疏光流跟踪

在选定特征点的基础上, 下面来介绍一下本文设计的特征匹配方法: Kanade-Lucas-Tomasi 简称 KLT, 是传统的稀疏光流跟踪法, 通过求解偏移量来进行图像匹配, 在过去的几十年里, KLT 算法被广泛应用在各种运动跟踪的算例中。

KLT 是对连续两帧图像中相同的特征点进行跟踪的算法, KLT 算法有几个假设条件: (1) 图像的亮度要保持恒定; (2) 空间一致性, 邻近点有相似运动且保持相邻; (3) 运动时间连续或者运动是“小运动”。通常情况下这三点是可以得到满足的。

设 I 和 J 为图像序列中连续的两幅图像, 图像中某个点 (x, y) 的灰度值在两幅图像中分别记为 $I(x, y)$ 和 $J(x, y)$ 。由 KLT 算法的假设前提, 设图像 I 中某一个特征点的坐标为 u , 在图像 J 中与 u 正确匹配的特征点为 v , 点 v 是由点 u 移动一小段距离 d 得到的, 所以有 $v = u + d$, 即 $t + 1$ 时刻的点 v 可由 t 时刻的 u 移动 d 得到, KLT 算法的目的就是求解位移的变化量 d 。KLT 求解时相当于是在特征点和其周围一定邻域内搜索, 设 u 左右扩展的窗口范围是 ω_x 和 ω_y , 则窗口大小为 $(2\omega_x) \times (2\omega_y)$, 所以求 d 就可以转化为求解函数 $\varepsilon(d)$ 的最小值, 见公式 7:

$$\varepsilon(d) = \sum_{x=u_x-\omega_x}^{x=u_x+\omega_x} \sum_{y=u_y-\omega_y}^{y=u_y+\omega_y} (I(x, y) - J(x + d_x, y + d_y))^2 \quad (7)$$

用积分的形式表示公式 7, 可等效为:

$$\varepsilon(d) = \iint \left(J\left(x + \frac{d}{2}\right) - I\left(x - \frac{d}{2}\right) \right)^2 w(x) dx \quad (8)$$

可通过求解向量 d 的偏导数使其等于 0, 来求解 $\varepsilon(d)$ 的最小值, 得:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} = 2 \iint \left(J\left(x + \frac{d}{2}\right) - I\left(x - \frac{d}{2}\right) \right) \left(\frac{\partial J\left(x + \frac{d}{2}\right)}{\partial d} - \frac{\partial I\left(x - \frac{d}{2}\right)}{\partial d} \right) w(x) dx \quad (9)$$

将公式 9 利用泰勒级数展开得:

$$J(\xi) \approx J(a) + (\xi_x - a) \frac{\partial J}{\partial x}(a) + (\xi_y - a_y) \frac{\partial J}{\partial y}(a) \quad (10)$$

根据式 10 对 $J(x + \frac{d}{2})$ 和 $I(x - \frac{d}{2})$ 进行泰勒公式展开可以得:

$$\begin{aligned} J\left(x + \frac{d}{2}\right) &\approx J(x) + \frac{d_x}{2} \frac{\partial J}{\partial x}(x) + \frac{d_y}{2} \frac{\partial J}{\partial y}(x) \\ I\left(x + \frac{d}{2}\right) &\approx I(x) + \frac{d_x}{2} \frac{\partial I}{\partial x}(x) + \frac{d_y}{2} \frac{\partial I}{\partial y}(x) \end{aligned} \quad (11)$$

将公式 11 代入到式 9 可得:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} \approx \iint (J(x) - I(x) + g^T d) g(x) w(x) dx \quad (12)$$

其中, g 的表达式为:

$$g = \left[\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{I+J}{2} \right) \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{I+J}{2} \right) \right]^T \quad (13)$$

最终需要求解的是:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} = \iint (J(x) - I(x) + g^T d) g(x) w(x) dx = 0 \quad (14)$$

打开后得:

$$\iint [J(x) - I(x)] g(x) w(x) dx = - \iint g^T(x) d g(x) w(x) dx \quad (15)$$

单独提出 d 后得:

$$- \iint g^T(x) d g(x) w(x) dx = - \left[\iint g(x) g^T(x) w(x) dx \right] d \quad (16)$$

公式 16 可简写为:

$$Zd = e \quad (17)$$

其中 Z 和 e 分别为:

$$\begin{aligned} Z &= \iint g(x) g^T(x) w(x) dx \\ e &= \iint [I(x) - J(x)] g(x) w(x) dx \end{aligned} \quad (18)$$

如果要使 d 有解必须保证 Z 是可逆的。公式 17 通过迭代的方式计算求解偏移量 d , 这种迭代的方式可以得到一个较为准确的偏移量。迭代的方法为: 设第 $k-1$ 次迭代得到的位移为 $d^{k-1} = [d_x^{k-1} d_y^{k-1}]$, 则 $J(x, y)$ 也就是第 k 次迭代时, 可用第 $k-1$ 次迭代表示如下:

$$J(x, y) = J\left(x + d_x^{k-1}, y + d_y^{k-1}\right) \quad (19)$$

$$\varepsilon(d) = \sum_{x=u_x-w_x}^{u_x+w_x} \sum_{y=u_y-w_y}^{u_y+w_y} \left(I(x, y) - J\left(x + d_x^{k-1}, y + d_y^{k-1}\right) \right)^2 \quad (20)$$

经过公式 20 的多次迭代以后, 可以得到第 k 次的位移 d^k 如下

$$d^k = Z^{-1} e_k \quad (21)$$

我们假设经过 k 次迭代以后公式 20 收敛, 于是得到 d :

$$d = \sum_{k=1}^k d^k \quad (22)$$

求解得到 d , 我们也就确定了图像 I 和图像 J 上特征点的匹配关系, 同时也得到了两帧图像间的运动关系。

在实验中, 我们实现了可视化光流跟踪的结果如图 3。此实验是静止拍摄的一段视频, 前面公交车和小汽车驶过, 因为背景是静止不动的, 所以静止的物体上没有光流跟踪的轨迹, 驶过的公交车和小汽车上, 红色为特征点, 绿色为各个特征点跟踪的轨迹。

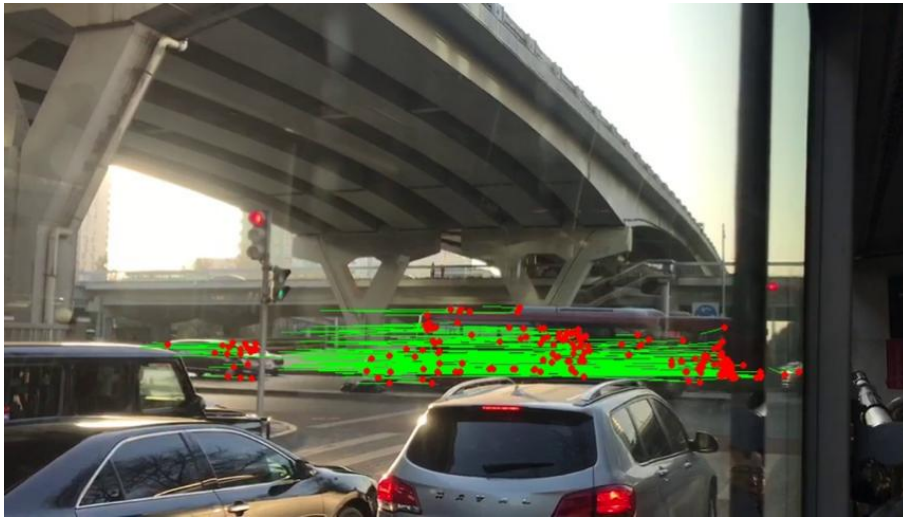


图 3. 光流跟踪的可视化结果

对于前端图像处理部分, 主要完成图像提取和特征点跟踪的过程, 前端特征跟踪的处理流程如图 4 所示。

当系统开始运行时, 读入视频图像, 处理流程如下:

1. 首先检测出第一帧图像, 对第一帧图像使用 Opencv 中的 goodFeaturesToTrack 函数提取 200 个 Shi-Tomasi 角点, 提取角点时, 使角点间的间隔大于 30 个像素, 保证特征点均匀分布, 然后再对提取的每一个特征点加标签;
2. 对第一帧以后的图像帧使用 KLT 稀疏光流跟踪, 对没有跟踪到的特征点剔除;
3. 两帧之间的跟踪也会产生误匹配的点, 采用 2point-RANSAC 的方法剔除外点;
4. 然后计算当前剩余的跟踪的特征点的个数 k , 并对这些特征点记录加一, 即跟踪成功的次数加一, 对剩余特征点周围 30 个像素范围内设置 mask, 不再提取特征点, 这样能够保证之后提取的特征均匀分布;
5. 在当前帧再提取 200- k 个 Shi-Tomasi 角点, 使特征点总数仍然为 200 个;
6. 进入下一帧, 如上循环进行。

在前端特征跟踪的算法流程中, 我们在第一帧提取特征点时, 保证特征点间隔大于 30 个像素, 在特征跟踪的过程中设置 mask, 在跟踪的特征点 30 个像素之外加入特征点, 这样来确保图像中特征点均匀分布, 便于后面图像的位姿计算。如果不进行此操作会发生特征点分布不均匀, 如图 4 情况。设置 mask 后提取图像特征点的情况如图 5。



图 4. 没有设置 mask 提取特征点的图片



图 5. 设置 mask 后提取特征点的图片

4 实验结果与分析

为了验证所提方法的有效性，对特征匹配方法 [10] 和本文所提方法进行比较，两种方法的实验均在同一组数据上比较了处理时间和平移误差，所用到的实验设备是在联想 thinkPad E470 电脑，实验中使用的电脑配置为 i5-7200U, 2.50GHz CPU, 8GB 内存, Ubuntu16.04 操作系统, ROS 操作系统的版本为 Kinetic。该实验在一组车载数据上进行，该数据是在北京市朝阳区观塘小区采集，车速在 0km/h-30km/h。

基于视频的特征匹配实验结果如图 6 所示，其中，红色表示本文所提方法的实验结果，蓝色是传统的特征匹配的实验结果。对传统特征匹配 [10] 和本文所提方法分别比较实验耗时性和平移误差得到如图 7 的实验结果，其中图 (a) 是两种方法的实验耗时比较，横轴是提取特征点的数目，纵轴是需要的时间，可以看出，随着提取特征点的个数增加，两种方法做特征提取和数据关联的计算耗时也都增加，但是本课题设计的光流跟踪的方法要比特征匹配的方法耗时要少；图 (b) 是两种方法平移误差的对比结果，横轴代表提取特征点的个数，纵轴表示平移误差，从图中可以看出，在提取 800 个特征点以内，本文所提出的方法误差要小于特征点匹配的方法。实验结果显示，本文所提的方法相比与特征点匹配的方法，耗时性要少，平移误差要低。

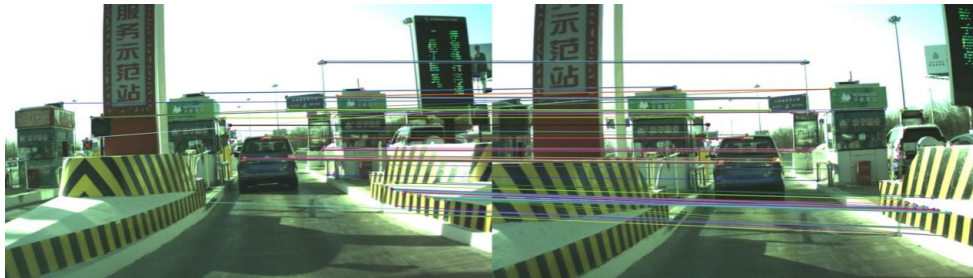
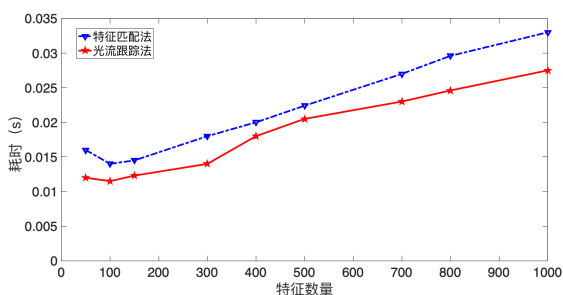
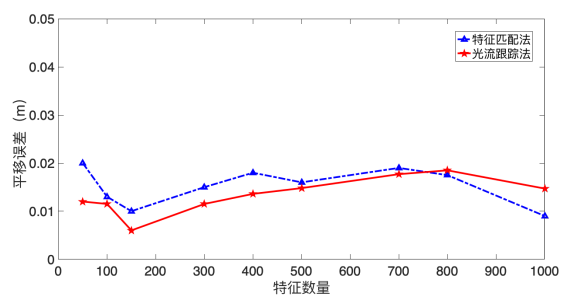


图 6. 特征匹配的结果



(a) 实验耗时对比



(b) 平移误差对比

图 7. 本文所提的光流跟踪法与传统特征匹配法性能比较

5 结论

本文旨在解决视觉跟踪方法中特征点匹配的计算复杂性和不稳定性问题。为此，我们提出了一种基于光流跟踪的 Shi-Tomasi 角点匹配方法，并通过实验验证了其性能和效率的有效性。

首先，我们采用 Shi-Tomasi 角点检测算法来选择最具代表性的角点作为特征点。这种方法能够减少冗余信息的提取，降低计算复杂性，并提高特征点的准确性和稳定性。其次，我们对光流跟踪过程进行了优化和改进。为了解决光流跟踪容易产生误匹配的问题，我们引入了基于光流的特征筛选方法。通过对特征点的运动情况进行筛选，我们排除了低质量的特征点，提高了匹配的准确性，并进一步增强了跟踪算法的稳定性。最后，我们进行了实验，并与传统的特征匹配方法进行了对比。实验结果表明，我们提出的基于光流跟踪的 Shi-Tomasi 角点匹配方法在提高跟踪准确性和稳定性的同时，保持了较低的计算成本和较高的实时性能。

综上所述，本文通过改进特征点匹配方法，提出了一种基于光流跟踪的 Shi-Tomasi 角点匹配方法，旨在解决了视觉跟踪中的特征点匹配计算复杂性和不稳定性问题。通过实验证明，该方法在光照和纹理变化较大的情况下具有更好的稳定性，并可实时估计机器人的位姿变化。

创新说明

本文研究的问题属于计算机视觉领域中的前端视觉跟踪问题。该问题是在机器人运动过程中，通过使用相机拍摄周围环境的图像，对每一帧图像提取特征点，并对这些特征点进行匹配，从而估计机器人的位姿变化。

目前国际上针对这个问题已经提出了一些特征点匹配的方法，其中包括特征提取和描述子匹配等。这些方法在一定程度上解决了在光照变化和纹理变化大的情况下的特征匹配稳定性问题，但同时也增加了计算成本，并且稳定性仍然不足。

本文通过提出一种角点流检测方法，结合了稀疏光流跟踪和 Shi-Tomasi 角点检测，用它们作为特征点匹配代替方法，而不使用描述子。这种方法在处理光照变化和纹理变化大的情况下具有更好的稳定性，并且能够降低计算成本。

本文的创新点和意义在于提出了一种新的特征点匹配方法，解决了光照变化和纹理变化大的情况下特征匹配的稳定性与计算成本的问题。通过实验证明，该方法在保持高效性的同时，提供了更好的特征匹配准确性和稳定性。该方法在机器人导航、自动驾驶和增强现实等领域具有重要的应用前景。

参考文献

- [1] Ke, X., Yu, Y., Li, K., Wang, T., Zhong, B., Wang, Z., ... & Wang, C. (2023). Review on robot-assisted polishing: Status and future trends. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 80, 102482. [CrossRef]
- [2] 郭宏达, 娄静涛, 杨珍珍, & 徐友春. (2023). 基于拍卖多智能体深度确定性策略梯度的多无人车分散策略研究. *电子与信息学报*, 45(7), 1-12.
- [3] 高君宇, 杨小汕, 张天柱, & 徐常胜. (2016). 基于深度学习的鲁棒性视觉跟踪方法. *计算机学报*, 39(7), 1419-1434.
- [4] 李寰宇, 毕笃彦, 杨源, 查宇飞, 覃兵, & 张立朝. (2015). 基于深度特征表达与学习的视觉跟踪算法研究. *电子与信息学报*, 37(9), 2033-2039.
- [5] 李海丰, 胡遵河, & 陈新伟. (2017). PLP-SLAM: 基于点, 线, 面特征融合的视觉 SLAM 方法. *机器人*, (2), 214-220. [CrossRef]
- [6] Stephens, M., & Harris, C. (1989). 3D wire-frame integration from image sequences. *Image and Vision Computing*, 7(1), 24-30. [CrossRef]
- [7] 苏志祁, 何庆, & 谢植. (2018). 基于光流分析法检测钢水液位. *东北大学学报 (自然科学版)*, 39(2), 158. [CrossRef]

- [8] 蒋菱, & 程赓. (2015). 基于 LK 光流跟踪法的有效目标点增强跟踪. 微型机与应用, 34(6), 45-49. [CrossRef]
- [9] 黄中杰. (2014). 基于稠密光流轨迹的人体行为识别研究 (Master's thesis, 东北大学).
- [10] 王国美, & 陈孝威. (2007). SIFT 特征匹配算法研究. 盐城工学院学报: 自然科学版, 20(2), 1-5.
- [11] Liu Y, Fang F, Park J H, et al. Asynchronous output feedback dissipative control of Markovian jump systems with input time delay and quantized measurements[J]. Nonlinear Analysis: Hybrid Systems, 2019, 31: 109-122.
- [12] Liu Y, Park J H, Fang F. Global exponential stability of delayed neural networks based on a new integral inequality[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 49(11): 2318-2325.
- [13] Jin S, Wang S, Fang F. Game theoretical analysis on capacity configuration for microgrid based on multi-agent system[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 125: 106485.
- [14] Wei L, Fang F. H_∞ -LQR-Based Coordinated Control for Large Coal-Fired Boiler-Turbine Generation Units[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 64(6): 5212-5221.
- [15] Liu Y, Fang F, Park J H. Decentralized dissipative filtering for delayed nonlinear interconnected systems based on T-S fuzzy model[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 27(4): 790-801.
- [16] Jizhen L, Mingyang L, Fang F, et al. Review on virtual power plants[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5103-5111.
- [17] Lv Y, Fang F, Yang T, et al. An early fault detection method for induced draft fans based on MSET with informative memory matrix selection[J]. ISA transactions, 2020, 102: 325-334.
- [18] Fang F, Wu X. A win-win mode: The complementary and coexistence of 5G networks and edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 8(6): 3983-4003.
- [19] Zhang X, Fang F, Liu J. Weather-classification-MARS-based photovoltaic power forecasting for energy imbalance market[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8692-8702.
- [20] Fang F, Jizhen L, Wen T. Nonlinear internal model control for the boiler-turbine coordinate systems of power unit[J]. PROCEEDINGS-CHINESE SOCIETY OF ELECTRICAL ENGINEERING, 2004, 24(4): 195-199.
- [21] Fang F, Tan W, Liu J Z. Tuning of coordinated controllers for boiler-turbine units[J]. Acta Automatica Sinica, 2005, 31(2): 291-296.
- [22] Lv Y, Lv X, Fang F, et al. Adaptive selective catalytic reduction model development using typical operating data in coal-fired power plants[J]. Energy, 2020, 192: 116589.
- [23] Fang F, Xiong Y. Event-driven-based water level control for nuclear steam generators[J]. IEEE Transactions on Industrial electronics, 2014, 61(10): 5480-5489.
- [24] Liu J, Zeng D, Tian L, et al. Control strategy for operating flexibility of coal-fired power plants in alternate electrical power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(21): 5385-5394.
- [25] Fang F, Zhu Z, Jin S, et al. Two-layer game theoretic microgrid capacity optimization considering uncertainty of renewable energy[J]. IEEE Systems Journal, 2020, 15(3): 4260-4271.
- [26] Wang W, Liu J, Zeng D, et al. Modeling and flexible load control of combined heat and power units[J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 166: 114624.
- [27] Liu J, Song D, Li Q, et al. Life cycle cost modelling and economic analysis of wind power: A state of art review[J]. Energy Conversion and Management, 2023, 277: 116628.
- [28] Zhang J, Feng J, Zhou Y, et al. Linear active disturbance rejection control of waste heat recovery systems with organic Rankine cycles[J]. Energies, 2012, 5(12): 5111-5125.
- [29] Liu J, Wang Q, Song Z, et al. Bottlenecks and countermeasures of high-penetration renewable energy development in China[J]. Engineering, 2021, 7(11): 1611-1622.

- [30] Cheng L, Tachmazidis I, Kotoulas S, et al. Design and evaluation of small-large outer joins in cloud computing environments[J]. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2017, 110: 2-15.
- [31] Wang Y, Li H, Li X. Re-architecting the on-chip memory sub-system of machine-learning accelerator for embedded devices[C]//2016 IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design (ICCAD). IEEE, 2016: 1-6.



金学波 教授，博士生导师。1994年毕业于吉林大学（原吉林工业大学）获学士学位，1997年毕业于吉林大学（原吉林工业大学）获硕士学位，2004年获得浙江大学控制科学与工程博士学位，导师为孙优贤院士。研究方向为信息融合、模式识别与预测、大数据分析、深度学习等。近年来在相关领域主持了1项国家科技支撑计划课题、4项国家自然科学基金面上项目等多项研究课题。获2021年度中国粮油学会科学技术奖一等奖。在时序信号模式识别、图像目标检测与识别等研究领域，已发表SCI、EI收录等高水平学术论文159篇，其中7篇为ESI高被引论文（前1%）、3篇ESI热点论文（前0.1%），已授权国家发明专利20余项，出版关于传感器信号识别与状态估计、多传感器信息融合的学术专著3部。担任SCI收录期刊Sensors编委，为IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica、Knowledge-Based Systems等中科院一区SCI期刊审稿人。

Xuebo Jin (Fellow, ASP) received the B.S. and M.S. degrees in control theory and control engineering from Jilin University, Changchun, China, in 1994 and 1997, and the Ph.D. degree in control theory and control engineering from the University of Zhejiang, Zhejiang, China, in 2004. She was a Senior Visiting Scholar with the University of Illinois at Chicago, Chicago, IL, USA, in 2007. From 2009 to 2012, she was an Assistant Professor with Zhejiang Sci-tech University. Since 2012, she has been a Professor with Beijing Technology and Business University, Beijing, China. Her research includes a variety of areas in information fusion, big data analysis, condition estimation, and video tracking.



王彬彬 2019年毕业于北京工商大学检测技术与自动化装置专业，获硕士学位。研究方向为模式识别与信息融合、无人车、机器学习等。

Binbin Wang, graduated from Beijing University of Technology and Business in 2019 with a master's degree in Detection Technology and Automation Devices. His research focuses on pattern recognition and information fusion, unmanned vehicles, machine learning, and other related fields.