



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110288634 A

(43)申请公布日 2019.09.27

(21)申请号 201910484131.4

(22)申请日 2019.06.05

(71)申请人 成都启泰智联信息科技有限公司
地址 610000 四川省成都市天府新区华阳
街道正西街43号1栋1层25号

(72)发明人 孙辉 黎佳宾 邓瑞 李梦
夏龙龙 邹时贵 廖晓龙 王序宇

(74)专利代理机构 沈阳东大知识产权代理有限公司 21109

代理人 刘晓岚

(51)Int.Cl.
G06T 7/246(2017.01)
G06T 7/90(2017.01)
G06N 3/00(2006.01)

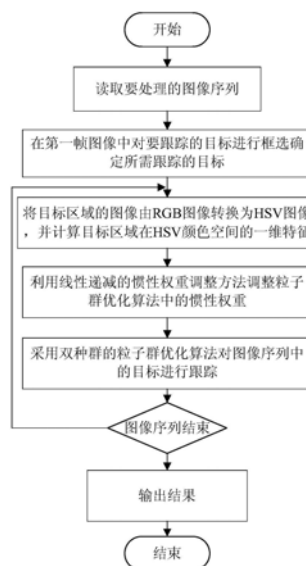
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法

(57)摘要

本发明提供一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,涉及数字图像处理技术领域。该方法首先对图像序列中要跟踪的目标进行框选处理,并通过求取目标区域在HSV颜色空间的一维特征,对目标区域进行描述;然后采用一种线性递减的惯性权重策略,调整粒子群优化算法中的惯性权重,对粒子群优化算法中的粒子的开发与探索能力进行平衡;最后采用双种群的粒子群优化算法对图像序列中的目标进行跟踪。本发明提供的基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,采用双种群的粒子群优化算法用于图像序列中的目标跟踪,使得粒子向个体最优位置与全局最优位置学习的能力得到了平衡,有利于粒子的位置更新,能进一步提高跟踪效率和跟踪精度。



1. 一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,其特征在于:包括以下步骤:

步骤1、读取要处理的图像序列,在第一帧图像中对要跟踪的目标进行框选,得到目标在第一帧的位置,即确定所需跟踪的目标;

步骤2、根据框选的目标,将目标区域的图像由RGB图像转换为HSV图像,并计算目标区域在HSV颜色空间的一维特征,用于对目标区域进行描述;

步骤3、根据目标区域在HSV颜色空间的一维特征,利用线性递减的惯性权重调整方法调整粒子群优化算法中的惯性权重 w ,对粒子群优化算法中的粒子的开发与探索能力进行平衡;

步骤4、采用双种群的粒子群优化算法对图像序列中的目标进行跟踪,并输出跟踪结果。

2. 根据权利要求1所述的一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,其特征在于:所述步骤1中采用鼠标框选的方式在第一帧图像中对要跟踪的目标进行框选。

3. 根据权利要求1所述的一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,其特征在于:所述步骤2的具体方法为:

所述将目标区域的图像由RGB图像转换为HSV图像,即RGB颜色空间到HSV颜色空间的转化,如下公式所示:

$$V = \max(R, G, B)$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}$$

$$H = \begin{cases} 60 \times (G - B) / (S \times V), S \neq 0, \max(R, G, B) = R \\ 60 \times (2 + (B - R) / (S \times V)), S \neq 0, \max(R, G, B) = G \\ 60 \times (2 + (B - R) / (S \times V)), S \neq 0, \max(R, G, B) = B \end{cases}$$

以上公式中,R表示红色、G表示绿色、B表示蓝色,R,G,B的值的取值范围均是 $[0, 255]$,H表示色调,S表示饱和度,V表示明度,H的取值范围是 $[0, 360]$,S、V的取值范围均是 $[0, 255]$;

根据转换后的HSV颜色空间,并按照人眼的视觉分辨能力,将色调空间H分为8份,将饱和度S空间分为3份,将亮度值V空间分为3份,并根据此进行目标区域一维特征的构造,实现对选择的目标区域进行特征提取;

所述目标区域一维特征B的构造公式如下所示:

$$B = 9H + 3S + V。$$

4. 根据权利要求1所述的一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,其特征在于:步骤3所述线性递减的惯性权重调整方法如下公式所示:

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{\max_Iter} \cdot iter$$

其中, w_{\max} 为根据目标区域一维特征计算得到的粒子群优化算法中惯性权重的最大值, w_{\min} 为根据目标区域一维特征计算得到的粒子群优化算法中惯性权重的最小值, \max_Iter 为粒子群优化算法的最大迭代次数, $iter$ 为当前迭代次数。

5. 根据权利要求4所述的一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,其特征在于:步骤4所述双种群的粒子群优化算法中粒子的速度更新公式如下所示:

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(pbest_i^t - x_i^t) + c_2r_2(gbest^t - x_i^t)$$

其中, $i=1,2,\dots,n$, n 为粒子群算法中种群大小, w 为线性递减的惯性权重, c_1 、 c_2 均为加速因子, r_1 、 r_2 均为两个取值范围为 $[0,1]$ 的随机数, v_i^t 为粒子 i 在 t 次迭代时的速度, v_i^{t+1} 为粒子 i 在 $t+1$ 次迭代时的速度, $pbest_i^t$ 为粒子 i 在到达 t 次迭代时的最优位置, $gbest^t$ 为到达 t 次迭代时的粒子群中粒子的全局最优位置, x_i^t 表示 t 次迭代时目标点的位置;

粒子的位置更新公式如下所示:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}$$

其中, x_i^{t+1} 表示 $t+1$ 次迭代时目标点的位置。

一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法

技术领域

[0001] 本发明涉及数字图像处理技术领域,尤其涉及一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法。

背景技术

[0002] 目标跟踪方法是计算机视觉领域中的一个备受关注的研究热点,目前主要的目标跟踪方法有质心跟踪法、相关跟踪法、光流法以及Mean Shift跟踪法、卡尔曼滤波跟踪法、粒子滤波跟踪法等。随着研究者的不断的研究,出现了多种多样的新的跟踪方法用于图像序列或视频中的目标跟踪。目标跟踪方法能够用于车辆跟踪、行人跟踪、医学图像处理等等各个方面,目前解决目标跟踪精度不高的问题显得尤为重要。

[0003] 粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,PSO)是一种新的群体智能优化算法,PSO算法是从鸟群或者鱼群的捕食行为中模拟抽象出来的。粒子群优化算法具有简单易用的特征,且不依赖于具体的问题,对各种问题都有一定的适用性。但是粒子群优化算法存在粒子的多样性丢失,粒子容易陷入局部最优,造成早熟收敛的现象。现有应用粒子群优化算法进行目标跟踪的方法有:1.尹宏鹏,刘兆栋,罗显科,等.一种基于粒子群优化的目标跟踪特征选择算法.计算机工程与应用,2013,49(17):164-168;2.Nouiri M,Bekrar A,Jemai A,et al.An effective and distributed particle swarm optimization algorithm for flexible job-shop scheduling problem.Journal of Intelligent Manufacturing,2018:1-13;3.Bae C,Teung H W F,Chung Y Y.Effective object tracking framework using weight adjustment of particle swarm optimization.International Conference on Information NETWORKING.IEEE Computer Society,2018:831-833.为了解决粒子退化问题;4.郭巴秋,许廷发,王洪庆,等.改进的粒子群优化目标跟踪方法.中国光学,2014,7(5):759-767提出一种改进的PSO算法用于目标跟踪,该算法主要根据迭代中粒子的不同状态及时的调整其惯性权重。但以上这些方法仍然解决不了目标跟踪精度不高的问题。

发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题是针对上述现有技术的不足,提供一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,实现对图像序列中目标的准确跟踪。

[0005] 为解决上述技术问题,本发明所采取的技术方案是:一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法,包括以下步骤:

[0006] 步骤1、读取要处理的图像序列,在第一帧图像中对要跟踪的目标进行框选,得到目标在第一帧的位置,即确定所需跟踪的目标;

[0007] 步骤2、根据框选的目标,将目标区域的图像由RGB图像转换为HSV图像,并计算目标区域在HSV颜色空间的一维特征,用于对目标区域进行描述;

[0008] 所述将目标区域的图像由RGB图像转换为HSV图像,即RGB颜色空间到HSV颜色空间

的转化,如下公式所示:

$$[0009] \quad V = \max(R, G, B)$$

$$[0010] \quad S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}$$

$$[0011] \quad H = \begin{cases} 60 \times (G - B) / (S \times V), S \neq 0, \max(R, G, B) = R \\ 60 \times (2 + (B - R) / (S \times V)), S \neq 0, \max(R, G, B) = G \\ 60 \times (2 + (B - R) / (S \times V)), S \neq 0, \max(R, G, B) = B \end{cases}$$

[0012] 以上公式中,R表示红色、G表示绿色、B表示蓝色,R,G,B的值的取值范围均是[0, 255],H表示色调,S表示饱和度,V表示明度,H的取值范围是[0, 360],S、V的取值范围均是[0, 255];

[0013] 根据转换后的HSV颜色空间,;并按照人眼的视觉分辨能力,将色调空间H分为8份,将饱和度S空间分为3份,将亮度值V空间分为3份,并根据此进行目标区域一维特征的构造,实现对选择的目标区域进行特征提取;

[0014] 所述目标区域一维特征M的构造公式如下所示:

$$[0015] \quad M = 9H + 3S + V$$

[0016] 步骤3、根据目标区域在HSV颜色空间的一维特征,利用线性递减的惯性权重调整方法调整粒子群优化算法中的惯性权重w,对粒子群优化算法中的粒子的开发与探索能力进行平衡;

[0017] 所述线性递减的惯性权重调整方法如下公式所示:

$$[0018] \quad w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{\max_Iter} \text{iter}$$

[0019] 其中, w_{\max} 为根据目标区域一维特征计算得到的粒子群优化算法中惯性权重的最大值, w_{\min} 为根据目标区域一维特征计算得到的粒子群优化算法中惯性权重的最小值, \max_Iter 为粒子群优化算法的最大迭代次数,iter为当前迭代次数;

[0020] 步骤4、采用双种群的粒子群优化算法对图像序列中的目标进行跟踪,并输出跟踪结果;

[0021] 所述双种群的粒子群优化算法中粒子的速度更新公式如下所示:

$$[0022] \quad v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(pbest_i^t - x_i^t) + c_2r_2(gbest^t - x_i^t)$$

[0023] 其中, $i=1,2,\dots,n$,n为粒子群算法中种群大小,w为线性递减的惯性权重, c_1 、 c_2 均为加速因子, r_1 、 r_2 均为两个取值范围为[0, 1]的随机数, v_i^t 为粒子i在t次迭代时的速度, v_i^{t+1} 为粒子i在t+1次迭代时的速度, $pbest_i^t$ 为粒子i在到达t次迭代时的最优位置, $gbest^t$ 为到达t次迭代时的粒子群中粒子的全局最优位置, x_i^t 表示t次迭代时目标点的位置;

[0024] 粒子的位置更新公式如下所示:

$$[0025] \quad x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}$$

[0026] 其中, x_i^{t+1} 表示t+1次迭代时目标点的位置。

[0027] 采用上述技术方案所产生的有益效果在于：本发明提供了一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法，(1) 在传统的PSO算法目标跟踪方法中，PSO算法中的惯性权重 w 为一个常量，是一个在整个跟踪过程中不变的一个值，本发明采用一种线性递减的惯性权重调整策略来在迭代过程中不断地改变惯性权重的大小，即在一帧图像中，粒子刚开始在全局空间内搜索目标的位置，在后期确定了目标的大致位置之后，使得算法能够精确的确定目标的位置。采用这种方法能够减少迭代次数，提高算法的运行效率。(2) 采用双种群的粒子群优化算法用于图像序列中的目标跟踪，使得粒子向个体最优位置与全局最优位置学习的能力得到了平衡，有利于粒子的位置更新，能进一步提高跟踪效率和跟踪精度。

附图说明

[0028] 图1为本发明实施例提供的一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法的流程图；

[0029] 图2为本发明实施例提供的采用本发明方法和粒子群优化算法对图像序列的第20帧的目标跟踪结果，其中，(a)为本发明方法的跟踪结果，(b)为粒子群优化算法的跟踪结果；

[0030] 图3为本发明实施例提供的采用本发明方法和粒子群优化算法对图像序列的第40帧的目标跟踪结果，其中，(a)为本发明方法的跟踪结果，(b)为粒子群优化算法的跟踪结果；

[0031] 图4为本发明实施例提供的两种算法的跟踪时间对比图；

[0032] 图5为本发明实施例提供的两种算法的跟踪误差对比图。

具体实施方式

[0033] 下面结合附图和实施例，对本发明的具体实施方式作进一步详细描述。以下实施例用于说明本发明，但不用来限制本发明的范围。

[0034] 本实施例以某70帧的图像序列为例，使用本发明的一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法对该图像序列中的目标进行跟踪。

[0035] 一种基于改进粒子群优化算法的目标跟踪方法，如图1所示，包括以下步骤：

[0036] 步骤1、读取要处理的图像序列，采用鼠标框选的方式在第一帧图像中对要跟踪的目标进行框选，得到目标在第一帧的位置，即确定所需跟踪的目标；

[0037] 步骤2、根据框选的目标，将目标区域的图像由RGB图像转换为HSV图像，并计算目标区域在HSV颜色空间的一维特征，用于对目标区域进行描述；

[0038] 所述将目标区域的图像由RGB图像转换为HSV图像，即RGB颜色空间到HSV颜色空间的转化，如下公式所示：

[0039] $V = \max(R, G, B)$

[0040]
$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}$$

$$[0041] \quad H = \begin{cases} 60 \times (G - B) / (S \times V), S \neq 0, \max(R, G, B) = R \\ 60 \times (2 + (B - R) / (S \times V)), S \neq 0, \max(R, G, B) = G \\ 60 \times (2 + (B - R) / (S \times V)), S \neq 0, \max(R, G, B) = B \end{cases}$$

[0042] 以上公式中,R表示红色、G表示绿色、B表示蓝色,R,G,B的值的取值范围均是[0, 255],H表示色调,S表示饱和度,V表示明度,H的取值范围是[0,360],S、V的取值范围均是[0,255];

[0043] 根据转换后的HSV颜色空间,;并按照人眼的视觉分辨能力,将色调空间H分为8份,将饱和度S空间分为3份,将亮度值V空间分为3份,并根据此进行目标区域一维特征的构造,实现对选择的目标区域进行特征提取;

[0044] 所述目标区域一维特征M的构造公式如下所示:

$$[0045] \quad M = 9H + 3S + V$$

[0046] 本实施例中,将色调空间H分为8份,将饱和度S空间分为3份,将亮度值V空间分为3份,具体表示为:

$$[0047] \quad H = \begin{cases} 0 & H \in [316, 20] \\ 1 & H \in [21, 40] \\ 2 & H \in [41, 75] \\ 3 & H \in [76, 155] \\ 4 & H \in [156, 190] \\ 5 & H \in [191, 270] \\ 6 & H \in [271, 295] \\ 7 & H \in [296, 315] \end{cases}$$

$$[0048] \quad S = \begin{cases} 0 & S \in [0, 0.2] \\ 1 & S \in [0.2, 0.7] \\ 2 & S \in [0.7, 1] \end{cases}$$

$$[0049] \quad V = \begin{cases} 0 & V \in [0, 0.2] \\ 1 & V \in [0.2, 0.7] \\ 2 & V \in [0.7, 1] \end{cases}$$

[0050] 步骤3、根据目标区域在HSV颜色空间的一维特征,利用线性递减的惯性权重调整方法调整粒子群优化算法中的惯性权重w,对粒子群优化算法中的粒子的开发与探索能力进行平衡;

[0051] 粒子群优化算法中,根据迭代次数对惯性权重进行调整,在迭代初期惯性权重较大,用于在全局区域中搜索目标,在迭代后期,惯性权重较小,用于在目标区域周围进行搜索,以便能精准的找到全局最优解的位置,本发明采用的惯性权重调整策略为线性递减的惯性权重调整策略;

[0052] 所述线性递减的惯性权重调整方法如下公式所示:

$$[0053] \quad w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{\max_Iter} \cdot iter$$

[0054] 其中, w_{\max} 为根据目标区域一维特征计算得到的粒子群优化算法中惯性权重的最大值, w_{\min} 为根据目标区域一维特征计算得到的粒子群优化算法中惯性权重的最小值, \max_Iter 为粒子群优化算法的最大迭代次数, $iter$ 为当前迭代次数;

[0055] 步骤4、采用双种群的粒子群优化算法对图像序列中的目标进行跟踪, 并输出跟踪结果;

[0056] 所述双种群的粒子群优化算法中粒子的速度更新公式如下所示:

$$[0057] \quad v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(pb_{est_i}^t - x_i^t) + c_2r_2(gbest^t - x_i^t)$$

[0058] 其中, $i=1, 2, \dots, n$, n 为粒子群算法中种群大小, w 为线性递减的惯性权重, c_1 、 c_2 均为加速因子, r_1 、 r_2 均为两个取值范围为 $[0, 1]$ 的随机数, v_i^t 为粒子 i 在 t 次迭代时的速度, v_i^{t+1} 为粒子 i 在 $t+1$ 次迭代时的速度, $pb_{est_i}^t$ 为粒子 i 在到达 t 次迭代时的最优位置, $gbest^t$ 为到达 t 次迭代时的粒子群中粒子的全局最优位置, x_i^t 表示 t 次迭代时目标点的位置;

[0059] 粒子的位置更新公式如下所示:

$$[0060] \quad x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}$$

[0061] 其中, x_i^{t+1} 表示 $t+1$ 次迭代时目标点的位置。

[0062] 本实施例中, 在双种群的粒子群优化算法, 其中一个种群的加速因子 $c_1=0.5$, $c_2=2.3$, 另一个种群中的加速因子 $c_1=2.3$, $c_2=0.5$, 以此保证两个种群有不同的运动轨迹, 从而有更大范围的搜索解空间以提高整个算法的计算效率。

[0063] 本实施例中, 采用本发明方法和粒子群优化算法分别对该70帧图像序列中的目标进行跟踪, 结果如图2和3所示, 图2中给出了两种方法对第20帧图像的目标跟踪结果, 图2(a) 是采用粒子群优化算法对图像序列中目标的跟踪结果, 图2(b) 是采用本发明提出的改进的粒子群优化算法对图像序列中目标的跟踪结果, 图3中给出了两种方法对第40帧图像的目标跟踪结果, 图3(a) 是采用粒子群优化算法对图像序列中目标的跟踪结果, 图3(b) 是采用本发明提出的改进的粒子群优化算法对图像序列中目标的跟踪结果, 从以上图中可以看出本发明方法具有更好的跟踪准确性。

[0064] 为了客观的评价本发明提出的改进粒子群优化算法的目标跟踪效果, 对采用两种方法进行跟踪的跟踪结果的误差及跟踪时间进行了对比, 如图4和5所示, 图4给出了采用两种方法进行目标跟踪的跟踪时间对比, 通过图4可以发现, 本发明提出的改进的粒子群优化算法具有较少的跟踪时间, 图5中给出了采用两种方法进行目标跟踪的跟踪误差对比, 通过图中可知, 本发明方法具有较好的跟踪精度。

[0065] 本实施例中, 通过对图像序列中的目标跟踪进行实验对比, 验证了本发明的改进的粒子群优化算法对图像序列中的目标具有较好的跟踪准确度, 并且具有较低的跟踪时间。

[0066] 最后应说明的是: 以上实施例仅用以说明本发明的技术方案, 而非对其限制; 尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明, 本领域的普通技术人员应当理解: 其依然可

以对前述实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明权利要求所限定的范围。

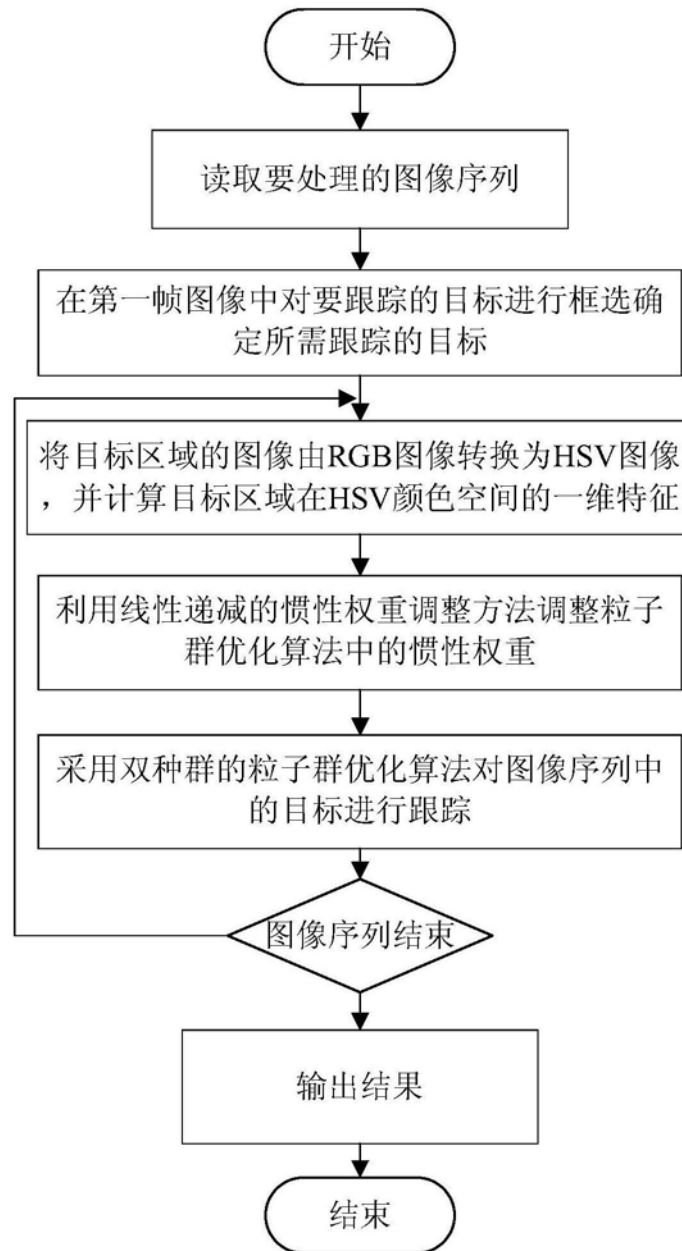
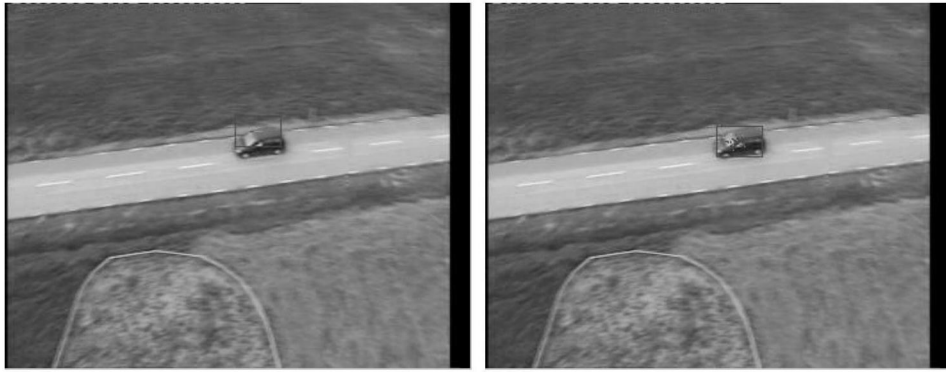


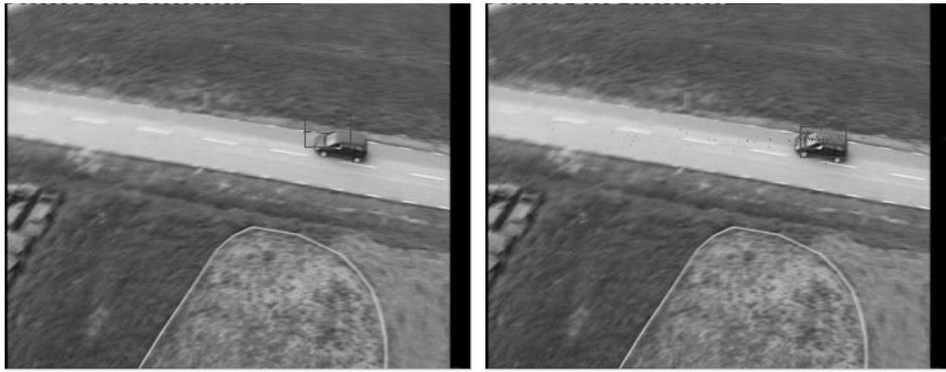
图1



(a)

(b)

图2



(a)

(b)

图3

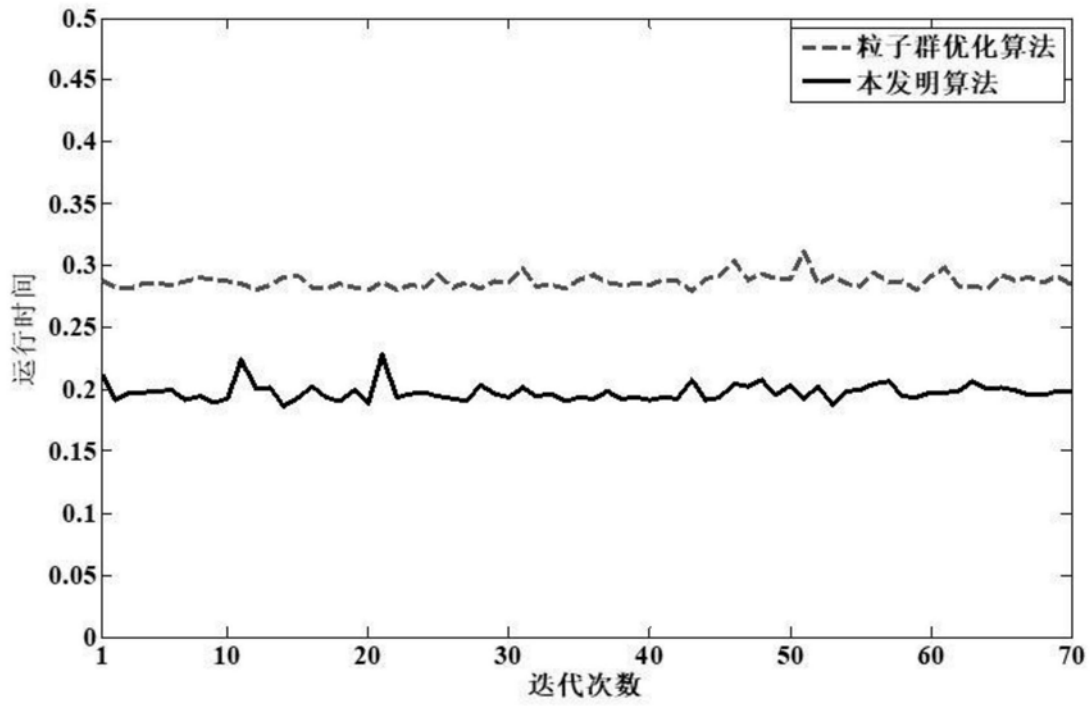


图4

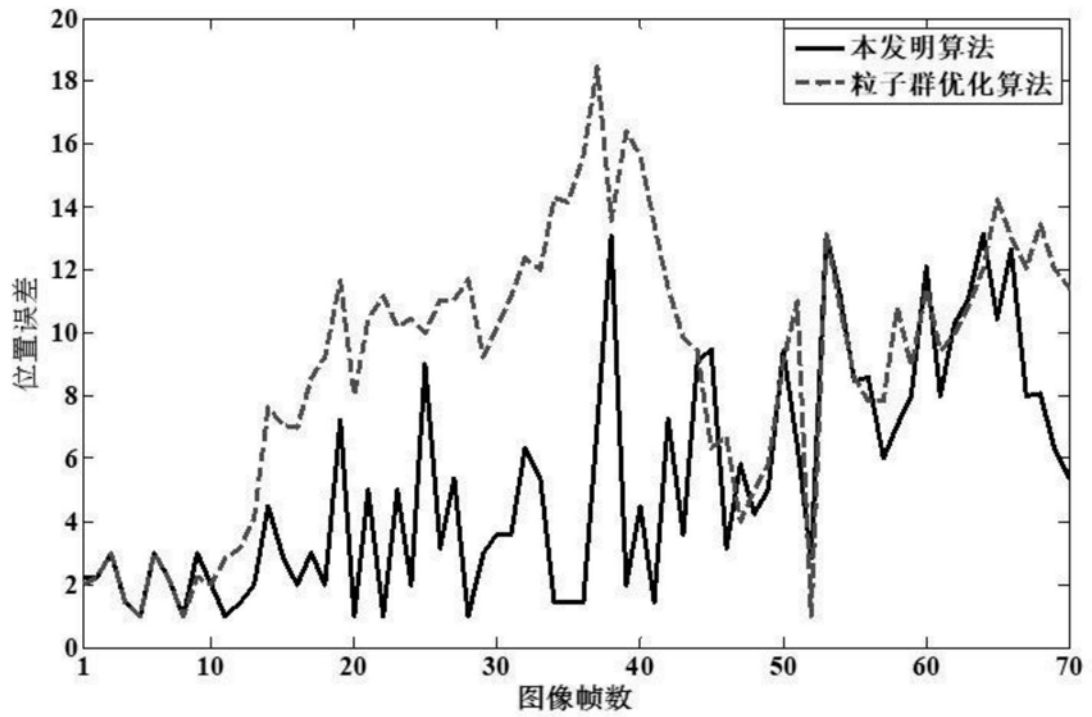


图5