

文章编号 1004-924X(2011)04-0864-06

基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪

王国良, 刘金国

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要:为了在复杂背景下跟踪视频序列中的多自由度运动目标,基于粒子滤波理论提出了一种多自由度运动目标的稳健跟踪算法。首先,采用均值漂移算法目标模型与候选模型的相似度作为观测值的构造基础;然后,在核函数下颜色直方图的基础上,对目标的中心位置和表征目标形状的协方差矩阵进行更新,从而自适应地调整核函数带宽的大小,修正跟踪窗口的尺寸,实现对多自由度运动目标的跟踪。在粒子滤波中,取粒子数 N 为 100,目标参考区域中心在 x, y 轴上的坐标分量随机游动的方差为 5,参考区域在 x, y 轴上的尺度及角度随机游动的方差为 0.1;在不同场景和不同目标的跟踪实验中,提出的算法能够稳健、可靠地跟踪多自由度运动目标,对目标尺度和角度变化具有良好的适应性。

关键词:目标跟踪;粒子滤波;多自由度;核带宽;均值漂移

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111904.0864

Moving object tracking with multi-degree-of-freedom based on particle filters

WANG Guo-liang, LIU Jin-guo

(*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China*)

Abstract: In order to robustly track the multi-degree-of-freedom moving objects in video sequences at a complex background, a tracking algorithm for multi-degree-of-freedom moving objects was proposed based on the particle filter principle. Firstly, the similarity of a target model and a candidate model was taken as the structural basis of observation by using mean shift algorithm. Then, based on the kernel-color histogram, the center position of the object and the covariance matrix that described the shape of the object were updated to adjust kernel-bandwidth and modify the size of tracking window, then to implement the tracking for multi-degree-of-freedom moving objects. In particle filter, the number of particles is to be 100, the variance of coordinate components is 5 in the covariance matrix, and the variance of scale and angle components is 0.1. Tracking experiments for various objects in different scenarios show that the proposed algorithm can track multi-degree-of-freedom moving objects steadily, and can adapt to the change of scales and angles for objects.

Key words: object tracking; particle filter; multi-degree-of-freedom; kernel-bandwidth; mean shift

收稿日期:2010-04-30;修订日期:2010-08-06.

基金项目:中国科学院“优秀博士学位论文、院长奖获得者科研启动专项基金”资助项目

1 引言

目标跟踪广泛应用于智能监控^[1]、视频编码^[2]等领域。如何在视频序列中对目标进行有效跟踪,是计算机视觉领域的热点问题。

视频目标跟踪^[3-7]的目的是在连续帧中找到感兴趣的目标。目标可以由自身状态来描述,因此目标跟踪问题等价于对目标状态的求解,求解过程可以用估计理论来实现,而状态的估计是通过目标的观测来进行的。另外,处理跟踪问题时往往认为目标具有一定的先验特征,可以是人为指定的具有某种语义的特征描述。将目标的先验知识和目标的状态以及对其观测的结果联系起来,构造贝叶斯概率模型,求解表征目标状态的后验概率。

粒子滤波是求解贝叶斯概率的一种实用算法,又称为序列蒙特卡罗方法,该算法由 Gordon, Salmond 等人^[8-9]于1993年提出。1998年,Isard M. 和 Blake A. 等人^[10-11]首次将该算法引入计算机视觉领域进行运动目标的跟踪,该算法通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波,适用于任何能用状态空间模型表示的非线性系统,其核心是利用一些随机样本来表示系统随机变量的后验概率密度,能得到基于物理模型的最优数值解,而不是对近似模型进行最优滤波^[12]。

在视频序列中跟踪目标轮廓,可以采用单一半径参数来描述目标大小的变化,因此,每个目标仅有位置和尺寸两个自由度,因而不能适应复杂的目标运动情况;而采用多自由度能够在水平和垂直两个方向上独立描述目标大小的变化,并加入目标倾角,使得目标旋转运动得以很好描述,实现了对目标的精确跟踪。

在视频目标跟踪中,采用固定核带宽的粒子滤波跟踪算法,不能适应复杂背景下的多自由度目标跟踪,本文在核函数下颜色直方图的基础上,对目标区域的中心位置与协方差矩阵进行更新,提出了基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪算法,并对颜色信息不丰富的标准视频序列 hall 和颜色信息丰富的自拍汽车视频序列进行目标跟踪,均取得了很好效果。

2 粒子滤波

粒子滤波对复杂环境下目标的状态估计十分有效,它能够对运动状态估计提供一种概率框架。动态系统 k 时刻的状态向量和观测向量分别为 \mathbf{x}_k 和 \mathbf{z}_k ,跟踪问题可以描述为:在已知累积到 k 时刻所有观测值 $\mathbf{z}_{1:k} = (\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_k)$ 的条件下,计算 k 时刻的状态 \mathbf{x}_k 。为了跟踪目标,关键就是要估计后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k)$,也称为滤波密度。在贝叶斯序贯估计中,滤波密度可以按照以下两步递推式进行计算^[8]:

预测阶段:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}, \quad (1)$$

滤波阶段:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \propto p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}), \quad (2)$$

式(1)和式(2)构成了一个由先验概率 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 推导后验概率 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 的递推过程。该递推计算需要已知描述状态转移的运动模型 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 和任意时刻状态的似然函数 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$ 。在视觉跟踪中,目标的运动模型和观测模型一般都是非线性、非高斯的,粒子滤波就是求解该问题的有效方法。

粒子滤波的核心思想就是用加权粒子集 $\{(\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i) | i=1, \dots, N\}$ 来近似目标状态的后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$,其中每个粒子表示目标的一种假设状态。根据粒子滤波原理,粒子权值的更新公式如下:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i), \quad (3)$$

式中, $\sum_{i=1}^N \omega_k^i = 1$,

其中, $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i)$ 表示样本 \mathbf{x}_k^i 的观测概率,那么 k 时刻的系统状态估计为:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_k^i * \omega_k^i. \quad (4)$$

3 基于粒子滤波的多自由度目标跟踪

粒子滤波对目标的跟踪提供了一个鲁棒性很强的框架,它既不受限于线性系统,也不要求噪声是高斯的,卡尔曼和扩展卡尔曼滤波器不能解决

的问题,而粒子滤波器却可以解决。

颜色信息具有持久稳定性,对物体姿态、亮度的变化和非刚性目标的变形不敏感,颜色直方图对目标的旋转、尺度变化、部分的遮挡等都有很好的鲁棒性,结合空域信息,本文使用核函数下的颜色直方图作为观测值的度量基础。

跟踪的结果是给出目标的空间位置,对于跟踪系统而言,给出结果的过程就是一个求解目标状态的过程。目标状态包括:目标的空间位置、姿态、尺度、速度以及其它一些有助于更准确地确定目标的测量量。本文着重探讨位置、姿态的检测方法,这需要描述目标的轮廓和主轴的方向。在无需对目标做分类识别的跟踪中,可以用轮廓的外接几何区域来代替轮廓的描述。最简单的外接几何区域是圆和正方形,它们不能给出姿态描述,矩形和椭圆既能给出位置又能给出姿态,而椭圆更能接近轮廓。本文采用椭圆描述,具有中心坐标、长短轴和旋转角度等多个自由度,故称为多自由度的目标跟踪。

在场景复杂的环境下,较为复杂的 Snake 算法^[14]也能够精确跟踪目标轮廓,但是考虑到实时性和有效性,本文在核函数下颜色直方图的基础上,对目标的中心位置和表征目标形状的协方差矩阵进行更新,提出了基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪算法。

3.1 系统动态模型

系统动态模型表述目标的状态随时间的转移过程。在粒子滤波器中,目标的状态可表示为粒子,系统动态模型描述粒子的传播过程。

本文的系统动态模型采用一阶自回归系统,并且以核函数颜色直方图作为目标观测值计算的基础。跟踪的目标是图像序列中感兴趣的物体或区域,考虑到矩形与椭圆具有相同的自由度,但椭圆能够更好地描述运动目标,因此,这里用椭圆来表示目标区域,参考目标区域可以在初始帧中通过手动进行选取,用 $\mathbf{x}_0 = \{x^{\text{init}}, y^{\text{init}}, x_{\text{scale}}^{\text{init}}, y_{\text{scale}}^{\text{init}}, x_{\text{shear}}^{\text{init}}\}$ 表示,其中, $x^{\text{init}}, y^{\text{init}}$ 是椭圆参考区域中心在 x, y 轴上的坐标分量, $x_{\text{scale}}^{\text{init}}, y_{\text{scale}}^{\text{init}}, x_{\text{shear}}^{\text{init}}$ 分别是椭圆参考区域在 x, y 轴上的尺度及角度大小。在粒子滤波器中,取粒子数为 N ,粒子可表示为 $\{\mathbf{x}_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$, $\mathbf{x}_{0:k}^i = \{x_t^i, y_t^i, x_{\text{scale}}^i, y_{\text{scale}}^i, x_{\text{shear},t}^i\}_{t=0}^k$, x_t^i, y_t^i 是 k 时刻椭圆参考区域中心在 x, y 轴上的坐标分量, $x_{\text{scale}}^i, y_{\text{scale}}^i, x_{\text{shear},t}^i$ 分别表征

目标 k 时刻椭圆参考区域在 x, y 轴上的尺度及角度大小。 ω_k^i 为 k 时刻第 i 粒子的权值。

假设目标的状态演变服从独立高斯随机游动模型,那么,状态演变模型可表示如下:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) = N(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{A}). \quad (5)$$

其中, $N(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{A})$ 表示均值为 \mathbf{x}_{k-1} , 协方差为 \mathbf{A} 的高斯分布。协方差 $\mathbf{A} = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{x,\text{scale}}^2, \sigma_{y,\text{scale}}^2, \sigma_{\text{shear}}^2)$ 是对角矩阵, 对角元素分别是各状态分量随机游动的方差。0 时刻的所有粒子为 $\{\mathbf{x}_0^i, \omega_0^i\}_{i=1}^N$, 所有粒子的权值均取 $1/N$ 。这里需要注意的是系统动态模型改变的主要是粒子的各状态分量,并不改变粒子的权值。

3.2 系统观测模型

所谓观测就是对粒子的状态量进行验证,观测值表示每个粒子代表的目标的可能状态和目标的真实状态之间的相似程度,接近目标真实状态的粒子被赋予较大的权值,反之则赋予较小的权值。

首先,建立起始帧中的目标模型和当前帧中每个粒子对应的目标候选模型,计算目标候选模型与目标模型的相似度,从而得到每个粒子对应的观测值的概率密度函数 $p(z_k | \mathbf{x}_k^i)$,进而更新该粒子的权值。

在获取当前帧目标的真实位置前,没有办法比较每个粒子的状态与真实状态的相似度,可以采用 Mean Shift 算法^[15]起始帧中目标模型与当前帧中候选模型的相似度作为观测值构造的基础。在初始帧,目标的初始状态为 $\mathbf{x}_0 = \{x^{\text{init}}, y^{\text{init}}, x_{\text{scale}}^{\text{init}}, y_{\text{scale}}^{\text{init}}, x_{\text{shear}}^{\text{init}}\}$, 在 \mathbf{x}_0 确定的目标区域内,计算目标特征空间的第 u 个特征的概率密度为:

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_i}{h_0} \right\|^2 \right) \delta[b(\mathbf{x}_i) - u], \quad (6)$$

式中, $u=1, \dots, m, k(\|\cdot\|^2)$ 是核函数, h_0 表示核函数的带宽;核函数的轮廓函数可以采用与图像卷积计算简单的 Epanetchnikov 核函数,从而提高算法的实时性。

在第 k 帧中,所有的粒子为 $\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$, 在 \mathbf{x}_k^i 确定的 i 个候选区域内,计算目标特征空间的第 u 个特征的概率密度为:

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - \mathbf{x}_i}{h_i} \right\|^2 \right) \delta[b(\mathbf{x}_i) - u], \quad (7)$$

式中, $u=1, \dots, m$ 。

使用 Bhattacharyya 系数作为相似性函数,表示当前帧中第 i 个粒子对应的目标候选模型与目标模型的相似度:

$$\hat{p}_i(\mathbf{y}) \equiv \rho(\hat{p}(\mathbf{y}), \hat{q}) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\mathbf{y}) \hat{q}_u}, \quad (8)$$

$\hat{p}_i(\mathbf{y})$ 的值在 $0 \sim 1$ 之间,其值越大,表示两个模型越相似。

Bhattacharyya 距离定义为:

$$d_i = \sqrt{1 - \hat{\rho}_i(\mathbf{y})}, \quad (9)$$

从而可以计算出观测值的概率密度函数为:

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} d_i^2\right\}. \quad (10)$$

将上式代入式(3),可以得到粒子权值,计算所有粒子表示的状态的均值,可得到目标位置。

3.3 目标模型的更新

运动目标的姿态、环境的光线等发生变化时,用当前帧的目标候选模型去匹配没有发生变化的初始目标模型,场景中目标颜色分布较相似的物体就容易被误认为是目标,从而造成误匹配。对多自由度运动目标进行长时间的跟踪,要想提高对运动目标跟踪的稳健性,必须进行有效的目标模型更新。

设目标平均状态 $E[S]$ 的观测概率为 $\pi_{E[S]}$, 当 $\pi_{E[S]}$ 大于阈值 π_T 时,目标模型更新为:

$$q_i^{(w)} = (1 - \alpha) q_i^{(w-1)} + \alpha p_{E[S]}^{(w)}. \quad (11)$$

式中, α 为平均状态 $E[S]$ 的权重。

3.4 算法的步骤

首先建立起始帧中的目标模型和当前帧中每个粒子对应的目标候选模型,计算目标候选模型与目标模型的相似度,从而得到每个粒子对应的观测值的概率密度函数,进而更新该粒子的权值,得到目标的位置与大小。具体算法如下:

(1) 在粒子滤波器中,确定粒子的个数 N 。

(2) 在起始帧中选定目标得到初始跟踪窗口,然后计算目标特征空间的概率密度,从而得到目标模型。

(3) 根据上一帧传递来的粒子的位置、形状信息确定候选目标区域,计算候选目标特征空间的概率密度,得到候选目标模型。

(4) 计算候选目标模型与目标模型的相似度,从而得到每个粒子对应的观测值的概率密度函数,进而更新该粒子的权值。

(5) 求出所有粒子表示的状态的均值,得到

目标的位置与大小。

4 实验结果

对多自由度运动目标视频序列进行了跟踪测试。参考目标模型在第一帧中手动选定,为了精确跟踪目标轮廓,多自由度运动目标的位置和形状用椭圆表示。

图像信息的大量冗余会增加算法的计算量,影响算法的实时性,因此需要对目标的灰度分布进行量化,量化等级可选择为 10,即采用 $10 \times 10 \times 10$ 的颜色直方图建立目标模型。实验结果表明,进行灰度量化提高了算法的实时性,对跟踪的稳健性影响不大。

在粒子滤波器中,粒子数的选择很重要,增加粒子数,将提高跟踪算法的稳健性,但增加了算法的计算量,降低了算法的实时性;反之,减少粒子数,将提高跟踪算法的实时性,但算法的稳健性降低。一般情况下,粒子的个数是通过试验确定的。

下面,举例说明本文提出的多自由度运动目标跟踪算法。其中标准视频序列 hall 的长度为 300 frame,大小为 176×144 ,颜色灰度级为 $256 \times 256 \times 256$,自拍汽车视频序列的长度为 500 frame,大小为 352×288 ,颜色灰度级为 $256 \times 256 \times 256$,取粒子数 N 为 100,独立高斯随机游动模型的协方差: $\mathbf{A} = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{x,\text{scale}}^2, \sigma_{y,\text{scale}}^2, \sigma_{\text{shear}}^2)$,其中, $\sigma_x = 5, \sigma_y = 5, \sigma_{x,\text{scale}} = 0.1, \sigma_{y,\text{scale}} = 0.1, \sigma_{\text{shear}} = 0.1$ 。

在标准视频序列 hall 中,用椭圆表示的目标向摄像机移动,尺寸逐渐放大,目标的跟踪结果如图 1 所示。



图 1 标准视频序列

Fig. 1 Sequence benchmark used

在自拍汽车视频序列中,目标远离摄像机并向左拐,尺寸缩小的同时形状发生了改变,目标的跟踪结果如图 2 所示。

从图 1 和图 2 可以看出,随着目标的尺度和



图 2 自拍汽车视频序列

Fig. 2 Car video sequence

角度的变化,表征目标轮廓的椭圆也随之变化,有效地跟踪了多自由度运动目标;而固定核带宽的粒子滤波跟踪算法,只适用于尺度和角度均未发生变化的目标跟踪。

另外,标准视频序列 hall 与自拍汽车视频序列中的目标相比较,颜色信息并不丰富,但本文算法仍能够实现有效跟踪。

参考文献:

- [1] GREIFFENHAGEN M, RAMESH V, COMANICIU D, *et al.*. Statistical modeling and performance characterization of a real-time dual camera surveillance system [J]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000(2):2335-2342.
- [2] MENSER B, BRUNIG M. Face detection and tracking for video coding applications [C]. *In Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. USA: IEEE Press*, 2000, 1:49-53.
- [3] 吴川, 杨冬, 郝志成. 基于粒子滤波的彩色图像跟踪 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(10):2542-2547.
WU CH, YANG D, HAO ZH CH. Color image tracking algorithm based on particle filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(10):2542-2547. (in Chinese)
- [4] 陈谋, 姜长生. 自适应模糊逻辑的多模型跟踪 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(4):867-873.
CHEN M, JING CH SH. Multiple model tracking based on adaptive fuzzy logic [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(4):867-873. (in Chinese)
- [5] 陈爱华, 孟勃, 朱明, 等. 多模式融合的目标跟踪算法 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(1):185-190.
CHEN AI H, MENG B, ZHU M, *et al.*. Multi-pattern fusion algorithm for target tracking [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(1):185-190. (in Chinese)
- [6] 赵其杰, 屠大维, 高健, 等. 基于 Kalman 滤波的视觉

5 结 论

粒子滤波通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波,适用于任何能用状态空间模型表示的非线性系统,精度可以逼近最优估计。本文在核函数下颜色直方图的基础上,提出了基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪算法。

本文算法对运动目标跟踪精度高,能够自适应地跟踪多自由度的运动目标。对颜色信息不丰富的标准视频序列 hall 进行目标跟踪,对场景复杂且车流量多的环境下进行车辆跟踪,实验结果表明该算法在复杂背景下能够稳健可靠地跟踪多自由度运动目标。

预测目标跟踪及其应用 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(5):937-942.

- ZHAO Q J, TU D W, GAO J, *et al.*. Kalman filter based vision predicting and object tracking method and its application [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(5):937-942. (in Chinese)
- [7] 赵鹏, 沈庭芝, 单宝堂. 一种基于粒子滤波的无人机电视引导系统目标跟踪算法 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(1):134-140.
ZHAO P, SHEN T ZH, SH B T. An object tracking algorithm for TV guiding system of UAV based on particle filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1):134-140. (in Chinese)
- [8] GORDON N, SALMOND D, SMITH A. Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing*, 1993, 140(2):107-113.
- [9] LIU J S, CHEN R. Sequential Monte Carlo methods for dynamical systems [J]. *J. of the American Statistical Association*, 1998, 93(5):1032-1044.
- [10] ISARD M, BLAKE A. CONDENSATION-Conditional density propagation for visual tracking [J]. *Int. J. Comput. Vis.*, 1998, 29(1):5-28.
- [11] SANJEEV ARULAMPALAM M, MASKELL S, GORDON N, *et al.*. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking [J]. *IEEE Trans. On Signal Proc.*, 2002, 50(2):174-188.
- [12] CRISAN D, DOUCET A. A survey of convergence results on particle filtering methods for prac-

- tioners [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(3): 736-746.
- [13] DOUCET A, GODSILL S, ANDRIEU C. On sequential monte carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197-208.
- [14] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snake: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321-331.
- [15] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A Robust application toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.

作者简介:



王国良(1972—),男,辽宁瓦房店人,助理研究员,2004年于南京理工大学获得硕士学位,2008年于大连海事大学获得博士学位,主要从事图像处理与空间遥感成像技术的研究。E-mail: wgl-nj@yahoo.com.cn



刘金国(1968—),男,吉林蛟河人,研究员,主要从事空间遥感与图像处理方面的研究。E-mail: liujg@ciomp.ac.cn

●下期预告

金属微粉体脉冲输送的微特性实验

侯丽雅¹,王振琪¹,章维一¹,杨眉¹,林峰²

(1.南京理工大学机械工程学院,江苏南京210094;

2.清华大学机械工程系,北京100084)

采用以脉冲为微流动基本形态、脉冲当地惯性力为主动力的微流体数字化技术进行金属微粉体(作为流体)脉冲输送微特性的实验研究,以解决激光金属粉体融覆沉积制造中微粉体的精确稳定输送问题。建立了金属微粉体脉冲输送系统;以角形铬粉为实验材料,通过实验寻求驱动电压 U ,频率 f ,微喷嘴内径 d ,输送角度 θ 等4种系统参量对铬粉脉冲输送微特性(粉体输送率和输送稳定性)的影响规律;以此规律为依据,确定和选择铬粉脉冲输送的系统参量,验证粉体微输送效果。结果显示,金属微粉体脉冲输送系统具有精确稳定的脉冲输送微特性,表征输送稳定性的变异系数 $C \cdot V$ 小于7%,铬粉输送率 Q 可达几十微克量级。结果表明:微流体数字化技术可实现金属微粉体的脉冲精确稳定输送,金属微粉体脉冲输送系统参量对微特性影响规律的研究方法可用于不同工程应用背景的微粉体脉冲输送的理论和实验研究。