

文章编号: 1001-0920(2009)12-1821-05

## 基于 Mean Shift 和自适应预测的非刚性目标跟踪算法

常发亮, 赵 瑶, 陈振学, 徐建光

(山东大学 控制科学与工程学院, 济南 250061)

**摘 要:** 传统 Mean Shift 跟踪算法在目标发生机动或存在遮挡的情况下跟踪效果不理想. 对此, 结合目标的形状特征和颜色的可区分度对传统的颜色直方图进行改进, 给出了将 Mean Shift 和卡尔曼滤波器或粒子滤波器相结合的目标运动自适应跟踪算法, 并针对粒子滤波器计算量大的问题, 给出了运用两种不同运动模式粒子进行有效预测的方法. 结果表明, 该算法可实现快速的非刚性目标跟踪, 对目标的不规则运动和严重遮挡具有很好的鲁棒性.

**关键词:** 自适应预测; 非刚性目标跟踪; Mean Shift; 卡尔曼滤波器; 粒子滤波器

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

## Non-rigid object tracking algorithm based on Mean Shift and adaptive prediction

CHANG Fa-liang, ZHAO Yao, CHEN Zhen-xue, XU Jian-guang

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250061, China. Correspondent: CHANG Fa-liang, E-mail: flchang@sdu.edu.cn)

**Abstract:** Traditional Mean Shift tracker has poor performance when the object's movement is maneuverable or occlusion occurs. Therefore, Mean Shift combined with Kalman filter or particle filter is proposed as a self-adaptive tracking algorithm in this paper. The color histogram is improved, which combines the target shape information with color discrimination. Then, a self-adaptive tracking algorithm according to the object's movement is proposed, which combines Mean Shift with Kalman filter or particle filter. Moreover, particles with two different motion-models are used to reduce the expensive computation of particle filter. The experimental results show the real-time performance of the algorithm in tracking non-rigid object as well as the robustness to irregular movement and heavy occlusion.

**Key words:** Self-adaptive forecast; Non-rigid object tracking; Mean Shift; Kalman filter; Particle filter

### 1 引 言

在计算机视觉研究领域,非刚性目标跟踪是一个具有挑战性的课题,广泛应用于安全监控、智能楼宇等场所<sup>[1]</sup>. Mean Shift 是一种基于核密度估计的无参快速模式匹配算法<sup>[2]</sup>,通常采用颜色特征,用 Bhattacharyya 系数<sup>[3]</sup>衡量目标模型和候选区域对应的直方图之间的相似性,将跟踪问题转化为 Mean Shift 模式匹配问题. Mean Shift 算法计算简单、实时性好,但存在算法迭代本身没有跟踪窗尺度的自适应调节和算法需要相邻帧跟踪窗搭接等问题,对于尺度明显变化、快速机动和遮挡等情况下的跟踪效果不很理想<sup>[4,5]</sup>.

针对上述问题,许多学者对其进行了改进.

Comaniciu 等<sup>[6]</sup>提出采用 10% 的增量分别对跟踪窗宽进行修正,在一定程度上改进了跟踪效果. 文献 [7] 基于 Lindeberg 理论在尺度空间中进行跟踪计算,较好地解决了尺度变化问题. [8] 结合期望最大 (EM) 算法,扩展了 Mean Shift, 解决了尺度变化问题,但计算量较大. [3] 采用卡尔曼滤波器进行位置预测,在目标规则运动时取得了较好的跟踪效果. Deguchi 等<sup>[9]</sup>提出了结合粒子滤波器的方法来提高跟踪效果,用较少的粒子对 Mean Shift 跟踪进行辅助预测,使整体跟踪效果得到了提高. 为了结合空间信息计算颜色直方图,有文献采用单调递减的凸核函数进行空间加权<sup>[4,6]</sup>,加权是在长方形或椭圆形内进行计算的.

**收稿日期:** 2008-12-25; **修回日期:** 2009-05-13.

**基金项目:** 国家自然科学基金项目 (60775023, 60975025); 山东省自然科学基金项目 (Z2005G03); 山东省博士基金项目 (2006BS01012).

**作者简介:** 常发亮 (1965—), 男, 山东寿光人, 教授, 博士, 从事模式识别、机器视觉与智能控制等研究; 赵瑶 (1982—), 女, 河北衡水人, 硕士生, 从事计算机视觉与模式识别的研究.

针对上述问题,本文结合目标形状信息和颜色的可区分度改进颜色直方图,并根据目标运动情况,采用 Mean Shift 算法和卡尔曼滤波器或改进粒子滤波器预测相结合的方法,以提高目标跟踪的鲁棒性,同时减少计算量。

## 2 改进的颜色直方图

### 2.1 基于目标形状的空间加权

文献[10]针对交通监视系统提出了基于边缘的背景提取法,可不受光照条件的影响,对背景变化具有鲁棒性.本文将该方法引入非刚性目标的背景边缘提取,然后通过一系列形态学运算得到目标的掩模图像,即目标的大致形状<sup>[10]</sup>.

首先将边缘图像迭加,由于背景边缘基本固定,而目标边缘却在不停运动,所以随着迭加图像数目的增加,背景边缘较目标边缘越来越强.迭加一定数目后,通过阈值分割,便得到背景边缘图像.采用 Canny 算子提取边缘,记为  $g_i$ ,为了避免由于目标运动缓慢而造成的目标边缘加强,采用间隔  $r$  帧进行迭加的方法.假设一共迭加了  $M$  幅图像,记为  $b_0$ ,则有  $b_0 = \sum_{i=1}^M g_i$ .背景边缘图像可由下式获得:

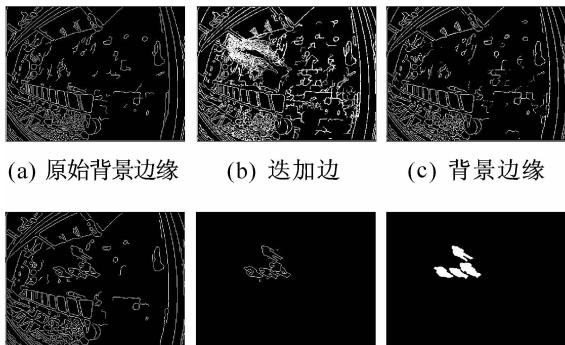
$$b(x, y) = \begin{cases} 1, & b_0(x, y) \geq b_{th}; \\ 0, & b_0(x, y) < b_{th}. \end{cases} \quad (1)$$

其中阈值  $b_{th}$  由所取帧数和摄像机的抖动幅度决定,本文设定阈值为  $M/4$ .采用包容性检测去除背景边缘,即

$$I(x, y) = \begin{cases} 0, & b(x, y) = 1; \\ I(x, y), & b(x, y) = 0. \end{cases} \quad (2)$$

由此得到目标边缘图像.再采用形态学膨胀与腐蚀运算,得到目标掩模图像,记为 BW.去除面积小于一定阈值的区域,以进一步净化目标掩模图像.

背景重建及目标形状提取过程如图 1 所示.其中:(a)为没有目标存在时的背景边缘图像;(b)为边缘图像迭加结果, $M=20, r=10$ ;阈值分割后得到背景边缘图(c),可以看出(c)较(a)边缘加宽;(d)边缘图像



(a) 原始背景边缘 (b) 迭加边 (c) 背景边缘

(d) 边缘图像 (e) 目标边缘 (f) 目标掩模图像

图 1 背景重建及目标形状提取

为新得到的边缘图像;经包容性检测,除去背景边缘后的结果如(e)所示;(f)为形态学操作后得到的目标掩模图像,可见较好地提取出了目标形状。

采用形态腐蚀的方法去除边缘受干扰像素,得到反映目标颜色的颜色模板,记为 BWE.则计算颜色直方图时,像素的空间权值可按下式计算:

$$w_s(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{BWE}(x, y) = 1; \\ 0.1, & \text{BWE}(x, y) = 0 \text{ 且} \\ & \text{BW}(x, y) = 1; \\ 0, & \text{BW}(x, y) = 0. \end{cases} \quad (3)$$

### 2.2 基于可区分度的颜色加权

本文采用 YCrCb 空间.为减少光照影响,只采用 Cr 和 Cb 两个分量.设目标模板由  $n$  个  $m$  级灰度的像素组成, $\{x_i^*\}_{i=1, \dots, n}$  表示它们的坐标,则加入空间权值后,该目标模板所对应的直方图为

$$q_u = C \sum_{i=1}^n w_s(x_i^*) \delta[b(x_i^*) - u]. \quad (4)$$

其中: $u$ 为相应空间的颜色分量, $b(x_i^*)$ 为像素点  $x_i^*$  在相应直方图中的颜色索引值, $\delta$ 为 Kronecker delta 函数, $C$ 为归一化常数

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n w_s(x_i^*)}. \quad (5)$$

同样可得到当前帧候选目标直方图,记为  $p_u$ .

本文结合目标形状和运动模型,基于颜色直方图确定目标模板和下一帧中目标周围环境的可区分度<sup>[11]</sup>,并由此确定颜色权值.具体描述如下:

假设已知目标模板  $q_u$  和运动模型,并已利用投影法确定了目标跟踪窗的大小.首先根据运动模型预测目标在下一帧的位置,记为  $y$ ;然后以  $y$  为中心,计算 3 倍跟踪窗大小内的环境(即除去目标后的部分)颜色直方图  $e_u$ ,即

$$e_u = C \sum_{i=1}^l \delta[b(y_i) - u], \quad (6)$$

$$C = 1/l. \quad (7)$$

其中: $y_i$ 为以  $y$  为中心的 3 倍跟踪窗大小内的环境像素坐标, $l$ 为像素个数.可区分度用  $q_u$  和  $e_u$  的差值衡量,目标颜色模板取可区分度大于中值的颜色,即颜色权值为 1.具体表示如下:

$$w_c(u) = \begin{cases} 1, & |q_u - e_u| > th; \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (8)$$

其中  $th = \text{median}(|q_u - e_u|)$ .为了减少颜色直方图中极小概率值所对应颜色造成的不稳定,取目标直方图  $q_u$  中与其最大概率值相比大于 0.1 的颜色进行可区分度计算.目标颜色模板为

$$q_u^* = w_c(u) \times q_u. \quad (9)$$

### 2.3 相似性测量

目标模板和候选目标区域对应的直方图之间的相似性用 Bhattacharyya 系数的离散形式测量,定义如下:

$$\rho(y) = \rho[p_u(y), q_u^*] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u^*}. \quad (10)$$

$\rho(y)$  越大,两者越相似<sup>[3]</sup>.

### 2.4 目标模型更新及跟踪窗尺度调整

为适应光照变化的影响,当 Bhattacharyya 系数小于一定值时,需更新颜色模板.考虑到用 Mean Shift 跟踪偏离目标时,也会导致系数减小,此时若更新模板,则会导致跟踪失败,所以本文在监测到 Bhattacharyya 系数小于一定值时,先结合粒子预测进行一次跟踪,以保证目标的准确定位;若系数值仍小于给定值,则进行目标模板更新.更新方程为

$$q_{\text{new}}^{(u)} = (1 - \alpha) q_{\text{old}}^{(u)} + \alpha p^{(u)}, \quad (11)$$

其中  $\alpha$  为遗忘因子,用来调节更新的速度.非遮挡情况下,每隔一定帧数,基于掩模图像进行水平、垂直投影,确定跟踪窗尺度.

## 3 跟踪算法

### 3.1 目标机动及遮挡时的自适应处理方法

目标正常运动时,采用卡尔曼滤波器预测位置,以减少 Mean Shift 迭代次数.为提高跟踪的快速性,采用两个独立的卡尔曼滤波器分别对水平和垂直方向的运动进行预测.通过监测 Bhattacharyya 系数值,当其小于一定值(目标被遮挡或跟踪偏离)时,采用粒子滤波器进行预测.目标被完全遮挡时, Bhattacharyya 系数急剧下降并达到低值,此时只进行运动预测,并继续用粒子滤波器寻找目标.当目标恢复正常运动时, Bhattacharyya 系数逐渐增大,大于一定值时,转为卡尔曼预测.

卡尔曼滤波器需要的参数可通过先验知识或测试序列获得.关于粒子滤波器,  $t$  时刻粒子集为  $\{s_t^i, \pi_t^i\}_{i=1, \dots, N}$ ,  $N$  为粒子数,  $s$  为目标状态,定义为  $s = \{x, y\}$ , 即质心位置.  $\pi$  为权值,计算如下<sup>[4]</sup>:

$$\pi = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right), \quad (12)$$

其中  $d = \sqrt{1 - \rho(p, q)}$ .

遮挡情况下和不规则运动时,运动模型中的确定性预测部分不再可靠.若粒子只作布朗运动,则对于快速运动的目标又需要大量粒子,影响实时性.为了保证跟踪效果又不损失实时性,本文将粒子分为两组,每组仅用较少粒子:一组的运动模型采用二阶自回归模型

$$s_t - s_{t-1} = s_{t-1} - s_{t-2} + w_t, \quad (13)$$

以适应快速运动目标跟踪;另一组只作布朗运动

$$s_t - s_{t-1} = w_t, \quad (14)$$

以适应目标在遮挡和不规则运动时存在的随机性.其中  $w_t$  为零均值高斯随机噪声.一步跟踪后分别计算两组粒子的加权均值为

$$E(S_t) = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \pi_t^{(i)}} \sum_{i=1}^N \pi_t^{(i)} s_t^{(i)}. \quad (15)$$

目标状态取对应较大 Bhattacharyya 系数的值.

### 3.2 跟踪算法具体步骤

跟踪算法的具体操作步骤如下:

Step1: 利用卡尔曼滤波预测目标在当前帧的位置  $y_t'$ .

Step2: 根据式(8)计算目标颜色权值,确定目标颜色模板  $q_u^*$ .

Step3: 统计候选目标区域中对应颜色权值为 1 的颜色分布,记为  $\{p_u(y_t')\}_{u=1, \dots, m}$ .

Step4: 计算新的漂移位置

$$y_t = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i}. \quad (16)$$

其中:  $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$  为候选目标区域内像素坐标,而

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u^*}{p_u(y_t')}} \delta[b(x_i) - u]. \quad (17)$$

Step5: 若  $\|y_t - y_t'\| < \epsilon$ , 则转下一步;否则  $y_t' \leftarrow y_t$ , 转 Step3.

Step6: 据式(10)计算 Bhattacharyya 系数  $\rho_t$ .

Step7: 若  $\rho_t > \text{th1}$ , 则令  $t = t + 1$ , 转 Step1. 若  $\rho_t < \text{th2}$ , 则遮挡情况下,判为目标完全遮挡,只进行目标运动预测,并用粒子滤波器捕捉目标,不再进行目标模型更新;否则,判为模型漂移,重新获取模型.若连续  $n$  帧  $\rho_t < \text{th2}$ , 则判为目标消失,停止跟踪.

Step8: 若  $\text{th2} < \rho_t < \text{th1}$ , 则进一步判断:

若  $\rho_{t-2} > \rho_{t-1}$  且  $\rho_{t-1} > \rho_t$  (进入遮挡) 或  $\rho_{t-2} < \rho_{t-1}$  且  $\rho_{t-1} < \rho_t$  (目标离开遮挡), 则转下一步;否则,结合粒子预测进行一步跟踪.若仍满足该条件(即满足模型更新条件),则按照式(11)更新目标模型,令  $t = t + 1$ , 转 Step1.

Step9: 令  $t = t + 1$ , 分别根据运动模型(13) 和 (14) 产生  $2N$  个粒子,每组粒子数为  $N$ . 根据式(15) 分别计算两组粒子的加权均值,取对应较大 Bhattacharyya 系数的为目标在当前帧的预测状态,令  $y_t' = (x, y)$ , 转 Step2.

**注 1** Step8 中关于遮挡判断,可以结合目标掩模的面积进行.另外,当不需要目标的精确定位时,

可将粒子预测的结果作为跟踪结果,不再进行 Mean Shift 迭代定位,即由 Step9 转 Step6.

#### 4 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,在 Matlab7.0 环境下对 <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/> 提供的两个视频序列进行跟踪测试,将结果进行了比较.实验采取了隔帧跟踪,以验证对快速运动目标跟踪的有效性.

**实验 1** 主要测试算法对不规则运动目标的跟踪能力以及模型更新方法的有效性.图 2(a) ~ 图 2(c) 给出了 Mean Shift 结合卡尔曼预测的跟踪结果.采用逐帧更新,在定位正确时,可以很好地反映目标最新情况,但跟踪收敛到局部极值时,产生了更新模型漂移,如图 2(b) 和图 2(c) 所示.图 2(d) ~ 图 2(f) 给出了本文算法的结果.通过监测 Bhattacharyya 系数值,当目标转身时,系数值小于给定值,此时转为粒子预测,从而及时跟踪了目标;当目标转身后恢复正常运动时,系数值大于给定值,此时又切回到卡尔曼预测.另外,由于采用了较为鲁棒的模型更新算法,检测到模型漂移时,重新获取模型,保证了跟踪的正确性.参数设置为  $\epsilon = 1, \sigma = 0.3, th1 = 0.9850, th2 = 0.9830$ .

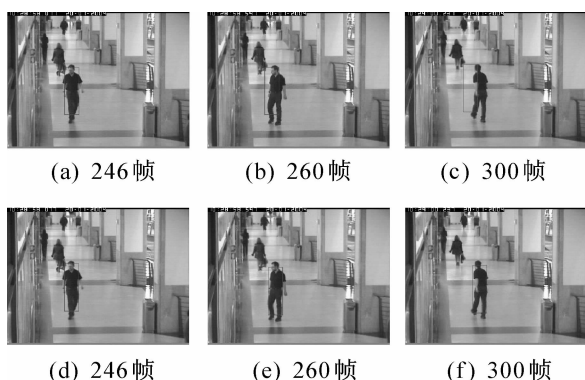


图 2 实验 1 的预测跟踪效果

**实验 2** 主要测试算法对目标不规则运动和遮挡情况下的跟踪能力.目标存在不规则运动,同时又存在严重遮挡和完全遮挡.图 3(a) ~ 图 3(d) 给出了采用 Mean Shift 结合卡尔曼预测的跟踪结果;目标转身时丢失,如图 3(c) 和图 3(d) 所示.图 3(e) ~ 图 3(h) 给出了本文算法的结果,通过监测 Bhattacharyya 系数值,切换滤波器保证了有效跟踪,且遮挡消失后很快捕捉到目标,保证了实时性和鲁棒性.参数设置为  $\epsilon = 1, \sigma = 0.3, th1 = 0.9800, th2 = 0.9600$ .

图 4 给出了上述 4 种情况下跟踪过程分别对应的 Bhattacharyya 系数值变化情况.

图 5 给出了利用本实验室的跟踪系统对自然场

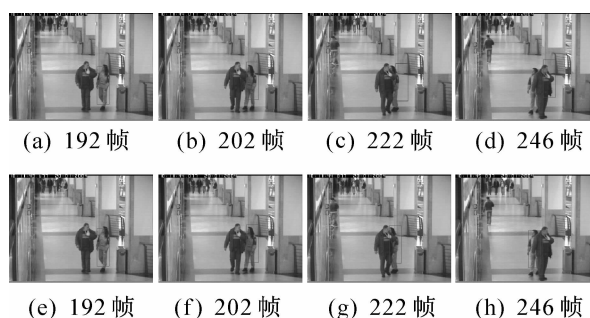


图 3 实验 2 的预测跟踪效果

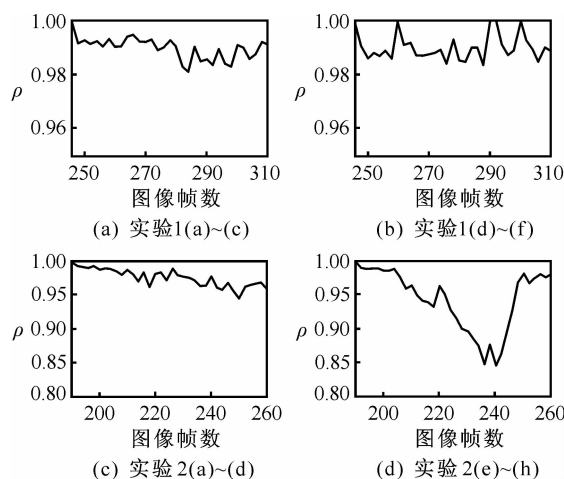


图 4 Bhattacharyya 系数变化图像



图 5 实验室跟踪系统主动跟踪行人实验结果  
景下的目标进行的跟踪实验,得到了较好的效果.

#### 5 结 论

本文结合目标形状和颜色可区分度改进了传统颜色直方图,通过监测 Bhattacharyya 系数变化判断目标运动情况,根据系数值切换滤波器,从而保证了有效跟踪.实验表明,该算法发挥了 Mean Shift 结合卡尔曼预测的快速性和结合粒子预测的鲁棒性特点,能实现对非刚性运动目标的实时、鲁棒跟踪.

由于该算法主要基于颜色特征,在一定程度上

限制了算法的应用范围. 算法中阈值采用的是经验值, 如何自动选取阈值需要进一步研究. 另外, 文中基于形状的空间加权只适用于独立目标的情况.

### 参考文献 (References)

- [1] Bue A D, Comaniciu D, Ramesh V, et al. Smart cameras with real-time video object generation[C]. Proc of IEEE Int Conf on Image Processing. Rochester, 2002, 3: 429-432.
- [2] Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40
- [3] Comaniciu D, Ramesh V. Mean shift and optimal prediction for efficient object tracking[C]. Proc of IEEE Int Conf on Image Processing. Vancouver, 2000, 3: 70-73.
- [4] Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L V. An adaptive color-based particle filter [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.
- [5] Yang C, Duraiswami R, Davis L. Efficient mean-shift tracking via a new similarity measure[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005, 1: 176-183.
- [6] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [7] Collins R T. Mean-shift blob tracking through scale space[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Wisconsin, 2003, 2: 234-240.
- [8] Zivkovic Z, Krose B. An EM-like algorithm for color-histogram-based object tracking[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, 2004, 1: 798-803.
- [9] Deguchi K, Kawanaka O, Okatani T. Object tracking by the mean-shift of regional color distribution combined with the particle-filter algorithms[C]. Proc of IEEE Int Conf on Pattern Recognition. Cambridge, 2004, 3: 506-509.
- [10] 陈浩, 陈泉林, 汪侃. 智能交通监视系统中运动目标提取算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2004, 21(4): 74-75.  
(Chen H, Chen Q L, Wang K. A new algorithm for extracting object from traffic images [J]. Computer Applications and Software, 2004, 21(4): 74-75.)
- [11] Collins R T, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1631-1643.

(上接第 1820 页)

- [5] Lee Y H, Pinedo M. Scheduling jobs on parallel machines with sequence dependent setup times [J]. European J of Operational Research, 1997, 100(3): 464-474.
- [6] Lawler E L, Lenstra J K, Rinnooy Kan A H G. Recent developments in deterministic sequencing and scheduling: A survey[C]. Deterministic and Stochastic Scheduling. Dempster, 1982: 35-74.
- [7] Rachamadugu R V, Morton T E. Myopic heuristics for the single machine weighted tardiness problem [R]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1982.
- [8] Morton T, Pentico D. Heuristic scheduling systems: with applications to production systems and project management[M]. New York: John Wiley and Sons, 1993.
- [9] Gadkari A. Scheduling to reduce total weighted tardiness on parallel machines with ready times [D]. Tempe: Arizona State University, 2003.
- [10] Pfund M, Fowler J W, Gadkari A, et al. Scheduling jobs on parallel machines with setup times and ready times [J]. Computers and Industrial Engineering, 2008, 54(4): 764-782.
- [11] Kim S Y, Lee Y H, Agnihotri D. A hybrid approach to sequencing jobs using heuristic rules and neural network [J]. Production Planning and Control, 1995, 6(5): 445-454.
- [12] Grabot B, Geneste L, Dupeux A. Experimental design, expert system and neural network approaches: Comparison for the choice of parameters[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics. 1993, 4: 15-20.
- [13] Friedman J H. Multivariate adaptive regression splines [J]. Annals of Statistics, 1991, 19(1): 1-67.
- [14] Development Core Team. A language and environment for statistical computing[C]. Foundation for Statistical Computing. Vienna, 2005.
- [15] MARS™ User Guide. Salford Systems[Z]. 2001.