

文章编号: 1001-0920(2012)05-0681-05

## 一种新的 AdaBoost 视频跟踪算法

徐建军<sup>1</sup>, 张 蓉<sup>2</sup>, 毕笃彦<sup>1</sup>, 孙 路<sup>3</sup>

(1. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038; 2. 空军 95961 部队, 北京 100195; 3. 雷达与电子对抗研究所, 北京 100085)

**摘 要:** 针对复杂场景中运动目标较难定位的问题, 提出一种结合纹理和颜色特征的 AdaBoost 目标跟踪算法. 首先在线训练一个弱分类器的集合区分目标和背景; 然后, 通过 AdaBoost 将集合中的各弱分类器组合成一个强分类器, 用于标定下一帧中各像素的类别属性, 并生成置信图; 最后, 在置信图中用 Mean Shift 算法定位目标的中心. 实验结果表明, 该算法在光照变化、目标自身发生形变和遮挡的情况下, 能准确地对目标进行跟踪.

**关键词:** 目标跟踪; AdaBoost; Gabor 变换; 均值漂移

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

### An new AdaBoost video tracking algorithm

XU Jian-jun<sup>1</sup>, ZHANG Rong<sup>2</sup>, BI Du-yan<sup>1</sup>, SUN Lu<sup>3</sup>

(1. School of Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. 95961 Air Force Army, Beijing 100195, China; 3. Radar & EW Institute, Beijing 100085, China. Correspondent: XU Jian-jun, E-mail: xujianjunfly@126.com)

**Abstract:** To solve the problem of moving objects located difficultly under complex background, a tracking algorithm based on AdaBoost is proposed. Firstly, an ensemble of weak classifiers is trained online to distinguish between the object and the background. Then, the ensemble of weak classifiers is combined into a strong classifier by using AdaBoost, and strong classifier is used to label pixels in the next frame, and a confidence map is given. Finally, the new position of the object is found by using mean shift algorithm. Experimental results show that this algorithm is robust and can track the object accurately under the conditions of illumination variation, shape change of object and partial occlusion.

**Key words:** object tracking; AdaBoost; Gabor transform; mean shift

## 1 引 言

视频序列中的运动目标跟踪是计算机视觉领域的一个核心问题, 在智能视频监控、人机交互以及机器人视觉导航等许多方面有着广泛的应用前景.

传统的跟踪算法通常通过建立一个生成式模型<sup>[1-5]</sup>来描述目标的外观, 然后在图像中搜寻与模型最相似的图像区域作为目标, 本质上是一种最近邻算法. 这类方法对于内部和外部都变化的图像而言, 很难找到一个合适的模型来有效地描述目标. 另外, 这类方法仅关注目标本身, 忽略了背景信息, 而在实际中, 背景信息对于定位目标非常重要.

随着机器学习理论不断发展, 基于判别式模型<sup>[6-8]</sup>的跟踪算法被广泛应用. 这类方法将跟踪看作是寻找区分目标和背景最优分类面的过程, 一旦分

类面确定, 目标和背景就区分开来, 从而确定目标在图像中的位置. 为了适应目标和背景的变化, 这类方法采取更新分类面的策略, 取代基于生成式模型跟踪中更新目标模型的方法. 这类方法不仅利用了目标的信息, 而且也充分利用了背景的信息. 文献[9]利用 Fisher 线性判别函数在子空间中对目标区域和背景区域分类; [10]提出了将支持向量机(SVM)和光流法相结合的支持向量跟踪算法; [11]采用线性判别分析对纹理特征进行分类, 对每个采样的前景像素点都建立一个线性判别方程, 并在线更新. 相对于灰度和颜色特征, 纹理通常具有更好的判别效果, 在算法中, 背景假设服从高斯分布. 然而实际情况下, 背景常常是非线性和非高斯的, 而且采用线性判别方程也会存在较大误差. [12]提出了集合跟踪算法, 采

收稿日期: 2010-11-09; 修回日期: 2011-03-04.

基金项目: 国防重点实验室基金项目(9140c610301080c6106).

作者简介: 徐建军(1978-), 男, 博士, 从事模式识别与计算机视觉等研究; 毕笃彦(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 从事图像处理与计算机视觉等研究.

用 AdaBoost 训练分类器,并且在线更新.

为了提高复杂条件下目标跟踪算法的鲁棒性,本文在文献[12]的基础上,提出一种新的目标跟踪算法.

## 2 图像特征的提取

为了有效区分目标和背景,必须选择分类性能好的特征用来训练分类器.最直观的选择就是目标的颜色特征,但单独的颜色特征存在很多的局限性,比如对光照敏感、容易受到背景中相似颜色物体的干扰等.为了弥补这些不足,文献[11]提出采用 Gabor 变换后的纹理特征来区分目标和背景,得到了鲁棒性很好的跟踪算法.由于文献采用 AdaBoost 算法,相对而言在可选择的特征较多时,能通过 Boosting 方法得到分类性能更好的分类器,而且纹理特征本身就具有较好的分类效果,因此本文采用 Gabor 变换后的纹理特征.

二维 Gabor 滤波器的函数形式<sup>[13]</sup>可表示为

$$\psi_{\mu,v}(x) = \frac{\|k_{\mu,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{\mu,v}\|^2 \|x\|^2}{2\sigma^2}\right) \times [\exp(ik_{\mu,v}x) - \exp(-\sigma^2/2)], \quad (1)$$

$$k_{\mu,v} = \begin{pmatrix} k_x \\ k_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \phi_\mu \\ k_v \sin \phi_\mu \end{pmatrix}. \quad (2)$$

其中:  $x$  为空间位置坐标,  $k_v$  为滤波器的中心频率,  $\phi_\mu$  体现了滤波器的方向选择性,  $\|k_{\mu,v}\|^2/\sigma^2$  用来补偿由频率决定的能量谱衰减.

图像的 Gabor 变换实际是求图像上给定点  $I(x)$  附近区域的灰度特征,可通过图像给定点  $I(x)$  与 Gabor 函数进行卷积来实现变换过程,即

$$G_{\mu,v}(x) = I(x) * \psi_{\mu,v}(x) = \int I(x') \psi_{\mu,v}(x-x') dx'. \quad (3)$$

在实际目标跟踪应用的 Gabor 特征提取中,跟踪的目标相对于整个图像来说较小.因此,本文采用  $32 \times 32$  大小的模板,2 个中心频率(即尺度)和 8 个方向组成的 16 个 Gabor 滤波器组,其参数  $k_v, \phi_\mu$  的取值如下:

$$k_v = k_{\max}/f^v, \quad \phi_\mu = \mu\pi/8. \quad (4)$$

其中:  $k_{\max} = \pi/2$  为最大频率,  $f = \sqrt{2}$  为尺度因子;  $v = 1, 2$ ;  $\mu = 0, 1, \dots, 7$ . 同时,取  $\sigma = \pi$ ,即高斯包络的有效半径  $r_v = \sqrt{2}\lambda_v$  (每个高斯窗口中包含  $\sqrt{2}$  个完整的波长),以描述图像局部区域的频率特征.

根据每帧得到的目标区域  $R_{fg}$  和局部背景区域  $R_{bg}$ ,可得到训练的正负样本集为

$$S^+ = \{(\xi_x, 1) | x \in R_{fg}\}, \\ S^- = \{(\xi_x, -1) | x \in R_{bg}\}. \quad (5)$$

最后,在图像特征提取上,每个像素  $x$  可由包含 Gabor 纹理特征和颜色特征的 19 维特征向量描述,即

$$\xi_x = (G_{0,1}, \dots, G_{7,1}, G_{0,2}, \dots, G_{7,2}, R, G, B)^T. \quad (6)$$

该特征向量能够有效地提取图像的局部特征,且对位移、形变、旋转、尺度变化和光照变化都有一定的容忍能力.

## 3 AdaBoost 算法

增强法是一种提高给定分类器性能的方法,其目标是提高任何给定的学习算法的分类准确率.增强法有许多不同的变形,其中最流行的一种是由 Freund 等<sup>[14]</sup>提出的自适应增强法(AdaBoost).

设  $d$  维实例空间为  $X \in R^d$ , 训练样本集为  $S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ . 其中:  $x_i \in X, y_i$  对于分类问题为类别标志,本文只考虑二分类问题,此时  $y_i \in \{-1, +1\}$ . 设每轮训练使用的训练集为  $S_t (t = 1, 2, \dots, T)$ , 在  $S_t$  上用弱学习算法  $P$  训练生成弱分类器

$$h_t(x) : x \rightarrow \{-1, +1\}, t = 1, 2, \dots, T.$$

具体算法流程如下:

Step 1: 初始化权值  $w_i^1 = 1/m, i = 1, 2, \dots, m$ .

Step 2: 循环  $t = 1, 2, \dots, T$ , 其中  $T$  为训练轮数,即得到的弱分类器个数.

Step 2.1: 采用弱学习算法  $P$ , 基于样本权值  $w_i^t$  训练得到弱分类器(预测函数)  $h_t(x) \rightarrow \{-1, +1\}$ .

Step 2.2: 计算  $h_t(x)$  的错误率

$$\varepsilon_t = \sum_{i=1}^m w_i^t [h_t(x_i) \neq y_i],$$

令  $\beta_t = \varepsilon_t / (1 - \varepsilon_t), \alpha_t = \log(1/\beta_t) / 2$ .

Step 2.3: 调整权值

$$w_i^{t+1} = \frac{w_i^t}{z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t}, & \text{if } h_t(x_i) = y_i; \\ e^{\alpha_t}, & \text{if } h_t(x_i) \neq y_i. \end{cases}$$

其中  $z_t$  为权值  $w_i^t$  的归一化因子.

Step 3: 循环结束后,最后的强分类器(强预测函数)为

$$H(x) = \text{sign} \left[ \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right].$$

## 4 结合多特征的 AdaBoost 目标跟踪算法流程

根据第 2 和第 3 节关于纹理特征和 AdaBoost 算法的论述给出结合多特征的 AdaBoost 目标跟踪算法流程如下:

Step 1: 初始化(用于第 1 帧).

Step 1.1: 根据初始目标区域和背景区域,提取特征样本集  $\{\xi_{x_i}, y_i\}_{i=1}^{N_0}$ . 其中:  $\xi_{x_i} \in R^{19}, y_i \in \{-1, +1\}$  为样本  $\xi_{x_i}$  的标定. 初始化权值  $\{w_i\}_{i=1}^{N_0}$  为  $1/N_0$ .

Step 1.2: For  $t = 1, 2, \dots, T$ (训练得到各弱分类

器).

1) 归一化样本权值  $\{w_i\}_{i=1}^{N_0}$ , 在  $\{\xi_{x_i}, y_i\}_{i=1}^{N_0}$  上用弱学习算法训练生成弱分类器  $h_t(\xi_x) : R^{19} \rightarrow \{-1, +1\}$ .

2) 计算  $h_t$  的错误率  $e_t = \sum_{i=1}^{N_0} |h_t(\xi_{x_i}) - y_i|$ , 权值  $\alpha_t = \log[(1 - e_t)/e_t]/2$ , 并更新样本权值

$$w_i^{t+1} = w_i^t \exp[\alpha_t |h_t(\xi_{x_i}) - y_i|].$$

Step 1.3: 循环结束后, 得到强分类器为

$$H_1(x) = \text{sign} \left[ \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right].$$

Step 2: 循环.

Step 2.1: 输入第  $j(j = 2, 3, \dots)$  帧图像, 以  $H_{j-1}$  对第  $j$  帧进行分类, 生成置信图  $P_j$ .

Step 2.2: 在置信图  $P_j$  中采用 Mean Shift 算法找到目标的中心点  $C_j$ , 根据目标中心点  $C_j$  形成新的目标区域  $R_{fg}^j$  和局部背景区域  $R_{bg}^j$ .

Step 2.3: 根据新目标区域  $R_{fg}^j$  和局部背景区域  $R_{bg}^j$ , 以及式 (3), (5), (6) 提取特征样本集  $\{\xi_{x_i}, y_i\}_{i=1}^{N_j}$ , 并初始化样本权值  $\{w_i\}_{i=1}^{N_j}$  为  $1/N_j$ .

Step 2.4: For  $t = 1, 2, \dots, K$  (保留  $K$  个最好的弱分类器并更新其权值).

1) 归一化样本权值  $\{w_i\}_{i=1}^{N_j}$ , 并从弱分类器集合中选择错误率  $e_t$  最小的弱分类器  $h_t(\xi_x)$ .

2) 更新弱分类器权值  $\alpha_t$  和样本权值  $\{w_i\}_{i=1}^{N_j}$ , 并从弱分类器集合中移除  $h_t(\xi_x)$ .

Step 2.5: For  $t = K + 1, K + 2, \dots, T$  (增加  $T - K$  个新的弱分类器).

1) 归一化样本权值  $\{w_i\}_{i=1}^{N_i}$ , 在  $\{\xi_{x_i}\}_{i=1}^{N_i}$  上用弱学习算法训练生成弱分类器  $h_t(\xi_x) : R^{19} \rightarrow \{-1, +1\}$ .

2) 计算

$$e_t = \sum_{i=1}^{N_j} w_i |h_t(\xi_{x_i}) - y_i|,$$

$$\alpha_t = \log[(1 - e_t)/e_t]/2,$$

更新样本权值  $\{w_i\}_{i=1}^{N_j}$ .

Step 2.6: 得到强分类器

$$H_j(x) = \text{sign} \left[ \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right].$$

Step 2.7:  $j = j + 1$ , 若图像输入结束, 则退出; 否则, 转 Step 2.

## 5 实验及结果分析

为了验证本文算法的可行性和有效性, 在典型图像序列上进行跟踪实验, 并与基于 RGB 空间的 Mean Shift 算法进行比较. 部分跟踪结果如图 1 和图 2 所示,

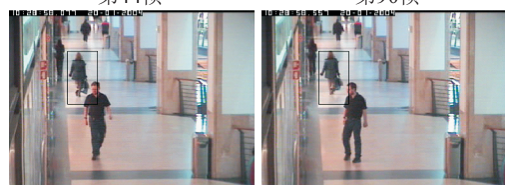
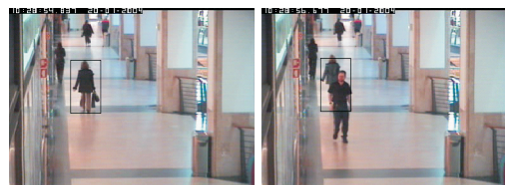


(a) 本文算法的跟踪结果

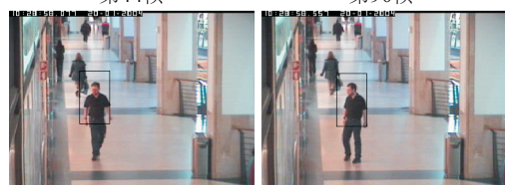
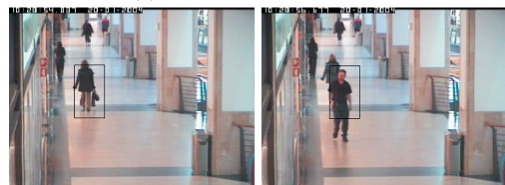


(b) 基于 RGB 空间的 Mean Shift 算法跟踪结果

图 1 两种算法在 Egtest 05 序列的跟踪结果



(a) 本文算法的跟踪结果



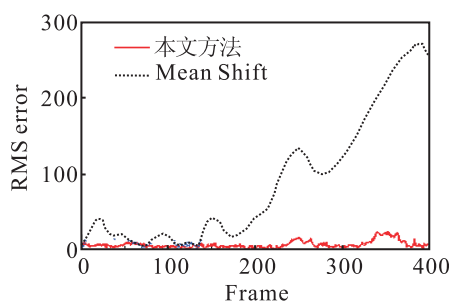
(b) 基于 RGB 空间的 Mean Shift 算法跟踪结果

图 2 两种算法在 Shop 序列的跟踪结果

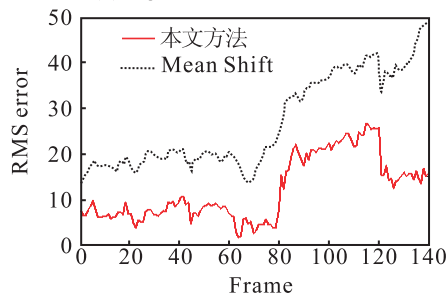
所有跟踪结果用矩形框表示. 图3给出了两种算法的跟踪精度对比. 图中: 横轴表示图像帧数, 纵轴表示均方根误差, 实线表示本文算法的跟踪误差, 虚线表示基于RGB空间的Mean Shift算法跟踪误差. 实验运行环境为: CUP双核2.0GHz, 内存2GB, 仿真软件Matlab 7.01. 实验中, Gabor滤波器大小为 $32 \times 32$ 像素, 其他参数设置如下:  $v = 1, 2; \mu = 0, 1, \dots, 7; \sigma = \pi; f = \sqrt{2}; k_{\max} = \pi/2; T = 5; K = 3$ .

Egtest 05 序列跟踪实验的部分跟踪结果如图1所示, 图像大小为 $640 \times 480$ . 该图像序列中摄像机是运动的, 在目标运动过程中存在光照条件的变化, 且目标发生旋转变换, 目标周边的背景区域较复杂且随着目标的运动变化显著. 从跟踪结果可看出, 本文算法通过在AdaBoost集成分类器中引入Gabor纹理特征并自适应更新弱分类器, 使算法能够适应这些变化, 从而实现了鲁棒的跟踪. 但基于RGB空间的Mean Shift跟踪算法由于不能适应这些变化而导致目标跟踪的准确性和鲁棒性下降, 从218帧开始丢失目标.

Shop 序列跟踪实验的部分跟踪结果如图2所示, 图像大小为 $384 \times 288$ . 该图像序列中, 目标逐渐远离镜头, 期间光照有一定的变化, 而且目标本身姿态也发生改变, 从70帧开始目标存在部分遮挡, 本文算法通过加入Gabor纹理特征增强了目标与背景间的区分性, 并通过自适应更新弱分类器, 保证了算法的鲁棒性, 实现了稳定的跟踪. 但基于RGB空间的Mean Shift跟踪算法易受光照变化的影响, 并且当背景中出现与目标颜色相似的物体时, 很容易导致漂移, 最终失去目标或定位在错误的目标上.



(a) Egtest 05 序列跟踪精度对比



(b) Shop 序列跟踪精度对比

图3 误差曲线图

表1和表2给出了实验中部分跟踪结果的各弱

分类器分类错误率 $e_t$ 及其权值 $\alpha_t$ . 由表中数据可以看出, 分类错误率小的弱分类器被赋予更大的权值, 以提高强分类器的分类准确性.

表1 Egtest 05 序列部分跟踪结果的弱分类器错误率及权值

弱分类器	第20帧		第150帧		第218帧	
	$e_t$	$\alpha_t$	$e_t$	$\alpha_t$	$e_t$	$\alpha_t$
1	0.3849	0.2345	1.0000	0	0.3699	0.2664
2	0.1920	0.7185	0.2092	0.6649	0.2603	0.5222
3	0.2406	0.5748	0.2366	0.5858	0.2612	0.5198
4	0.3391	0.3336	0.3840	0.2363	0.3626	0.2821
5	0.4478	0.1047	0.4636	0.0730	0.3614	0.2846

表2 Shop 序列部分跟踪结果的弱分类器错误率及权值

弱分类器	第44帧		第90帧		第125帧	
	$e_t$	$\alpha_t$	$e_t$	$\alpha_t$	$e_t$	$\alpha_t$
1	1.0000	0	0.3565	0.2953	0.3721	0.2616
2	0.2129	0.6536	0.1866	0.7362	0.3820	0.2406
3	0.3320	0.3497	0.3203	0.3761	0.4215	0.1583
4	0.3658	0.2751	0.3744	0.2567	0.4500	0.1004
5	0.4280	0.1449	0.4400	0.1206	0.4830	0.0340

本文算法在Egtest05序列跟踪实验中的速率为0.2帧/s, Shop序列跟踪实验中的速率为0.3帧/s. 该算法目前在处理速率上难以达到实时跟踪的要求, 主要原因是由于本文为了实现鲁棒的跟踪, 在特征选择上采用了多尺度、多方向的Gabor纹理特征, 且在线更新弱分类器, 比较耗时.

## 6 结 论

本文将跟踪看作是寻找区分目标和背景最优超平面的过程, 提出一种结合Gabor纹理特征和颜色特征的AdaBoost目标跟踪算法. 该算法首先在特征选择上, 综合采用颜色特征以及对于形变、旋转、尺度和光照变化都有一定容忍能力的Gabor变换纹理特征, 组成高维特征矢量用于描述目标和背景; 然后, 采用能适应非线性情形下准确分类的AdaBoost算法, 将各弱分类器组成强分类器, 以实现目标和背景复杂分布情况下的准确跟踪. 弱分类器的集合被在线训练并更新, 使跟踪器能适应目标或背景表面的动态变化, 从而提高跟踪的稳定性和鲁棒性. 实验结果表明, 本文算法在目标和背景分布较复杂且动态变化情况下, 能实现对刚体或非刚体目标的鲁棒跟踪. 下一步研究的重点是对算法进一步优化, 并在高速硬件平台上进行移植, 以满足视频跟踪实时性的要求.

## 参考文献(References)

- [1] Jepson A D, Fleet D J, El-Maraghi T F. Robust online appearance models for visual tracking[J]. IEEE Trans on

- Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1296-1311.
- [2] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-Based object tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-575.
- [3] Wang H, Suter D, Schindler K, et al. Adaptive object tracking based on an effective appearance filter[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9): 1661-1667.
- [4] Comaniciu D, Meer P. A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [5] Tao H, Sawhney H S, Kumar R. Object tracking with Bayesian estimation of dynamic layer representations[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 75-89.
- [6] Williams O, Blake A, Cipolla R. Sparse Bayesian Learning for efficient visual tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1292-1304.
- [7] Grabner H, Bischof H. On-line boosting and vision [C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2006: 260-267.
- [8] Grabner M, Grabner H, Bischof H. Learning features for tracking[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2007: 1-8.
- [9] Lin R S, Ross D, Lim J, et al. Adaptive discriminative generative model and its applications[M]. Boston: MIT Press, 2005: 801-808.
- [10] Avidan S. Support vector tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 1064-1072.
- [11] Nguyen H, Smeulders A W M. Robust tracking using foreground-background texture discrimination[J]. Int J of Computer Vision, 2006, 69(3): 277-293.
- [12] Avidan S. Ensemble tracking [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 261-271.
- [13] Lades M, Vorbruggen J C, Buhmann J, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture[J]. IEEE Trans on Computers, 1993, 42(3): 300-311.
- [14] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. J of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.

(上接第680页)

- [9] 葛浩, 李龙澍, 杨传健. 一种核属性快速求解算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(5): 738-742.  
(Ge H, Li L S, Yang C J. A quick algorithm for computing the core attribute[J]. Control and Decision, 2009, 24(5): 738-742.)
- [10] 杨明. 一种基于改进差别矩阵的核增量式更新算法[J]. 计算机学报, 2006, 29(3): 407-413.  
(Yang M. An incremental updating algorithm of the computation of a core based on the improved discernibility matrix[J]. Chinese J of Computers, 2006, 29(3): 407-413.)
- [11] 杨明, 杨萍. 基于差别矩阵的属性核快速更新算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(4): 453-456.  
(Yang M, Yang P. Fast updating algorithm of computation of a core based on discernibility matrix[J]. Control and Decision, 2007, 22(4): 453-456.)
- [12] Wang G Y, Zhao J, An J J, et al. A comparative study of algebra viewpoint and information viewpoint in attribute reduction [J]. Fundamenta Informaticae, 2005, 68(6): 289-301.