

基于记忆的多智能体鲁棒运动目标跟踪建模

齐玉娟,王延江

(中国石油大学 信息与控制工程学院,山东 青岛 266580)

摘要:为了寻找目标外观的最佳匹配,将人类三阶段记忆模型引入到多智能体协同进化过程,提出一种基于记忆的多智能体系统模型用于运动目标跟踪。每一个智能体根据其自身的经验都能记住、提取或遗忘记忆系统中的目标外观。多个这样的智能体随机分布在目标区域附近,然后映射到一个二维网格环境并通过实施协同进化行为,如竞争、重组、迁移,估计目标的新位置。实验表明,该方法能够处理目标姿态变化及目标遮挡问题,并优于传统的粒子滤波方法。

关键词:多智能体系统;人类记忆机制;协同进化;目标跟踪;目标姿态变化;目标遮挡

中图分类号:TP18

文献标志码:A

文章编号:1672-3767(2013)03-0022-06

Memory-based Multi-agent Modeling for Robust Moving Object Tracking

Qi Yujuan, Wang Yanjiang

(College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum, Qingdao, Shandong 266580, China)

Abstract: The three-stage human memory mechanism was introduced into a multi-agent co-evolutionary process to find a best match for the object appearance, and a memory-based multi-agent system for tracking the moving objects was presented. Each agent can remember, retrieve or forget the object appearance through its own memory system by its own experience. A number of such memory-based agents are randomly distributed nearby the located object region and then mapped onto a 2D latticelike environment for predicting the new location of the object by their co-evolutionary behaviors, such as competition, recombination, and migration. Experimental results show that the proposed method can deal with large appearance changes and heavy occlusions when tracking a moving object, locate the correct object after the appearance changes or the occlusion recovers, and outperform the traditional particle filter based tracking method.

Key words: multi-agent system; human memory mechanism; co-evolution; object tracking; object appearance change; target occlusion

目标跟踪在智能视频监控、图像索引、人机接口、机器人导航等领域应用广泛,是计算机视觉研究中一项具有挑战性的任务^[1]。在过去的几十年中,研究人员在目标跟踪方面做了很多努力,提出了多种有效的跟踪方法,如均值漂移算法(mean shift, MS)^[2]、卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)^[3-4]、粒子滤波方法(particle filter, PF)^[5]等。而目标姿态变化以及目标遮挡会降低目标跟踪的可靠性,因而它们仍然是计算机视觉研究的热点问题。

众所周知,不论目标姿态怎样变化以及目标被遮挡程度如何,人类都能够毫不费力地对其进行感知和识别。根据神经生理学、心理学以及认知科学的研究成果,之所以能够轻而易举地做到这一点,与人类拥有一

收稿日期:2013-03-11

基金项目:国家自然科学基金项目(60873163, 61271407);中央高校基本科研业务费专项资金项目(27R1105019A, R1405008A)

作者简介:齐玉娟(1977—),女,山东诸城人,讲师,主要从事计算机视觉和模式识别方面的研究. E-mail: qiyj@upc.edu.cn

王延江(1966—),男,山东海阳人,教授,博士生导师,主要从事智能信息处理、认知计算及其在计算机视觉和模式识别中的应用研究,本文通信作者. E-mail: yjwang@upc.edu.cn

套功能强大、完善的视觉感知、注意和记忆机制密切相关。视觉注意与人脑记忆、学习、推理等功能协同工作,完成将特定目标从背景中分离、在多个目标间转移注意焦点、将可能发生形变或有遮挡以及残缺的注意目标与记忆模式的匹配等任务^[6-7]。其中,记忆对人类来说尤其重要。正因为有记忆,人们所看到的和所经历的事物才会被记住,而这些经验有助于人类快速辨别所记忆的物体,认知新的事物,适应新的环境等。

智能体作为在特定环境中可自主运行的实体,具有自治性、反应性和进化性。对于大规模复杂问题,可以由多个智能体协同合作共同完成求解任务。目前,多智能体技术已广泛用于诸如计算机技术、网络管理、信息检索、虚拟现实^[8-9]及优化^[10-15]问题等。而且,利用智能体技术来解决图像处理和计算机视觉中的问题越来越受到人们的重视并显示出极大的优越性,取得了许多研究成果^[16-21]。文献[21]对多智能体进行了研究,并提出一种基于肤色的人脸检测和定位进化智能体模型,并将其应用于目标跟踪,取得了较好的跟踪效果。本研究在此基础上将人类三阶段记忆模型^[22]引入智能体模型,提出一种基于记忆的智能体模型以解决目标姿态变化以及目标遮挡问题。每一个智能体根据其自身的经验能记住、提取或遗忘记忆系统中的目标外观,多个这样的智能体随机分布在目标区域附近,然后映射到一个 2D 网格环境,通过实施协同进化行为,如竞争、重组以及迁移,估计目标的新位置。

1 基于记忆的多智能体协同进化运动目标跟踪

1.1 智能体模型

智能体概念最早由麻省理工学院著名计算机学家和人工智能学科创始人之一 Minsky 提出,可定义为生存于环境中能够自主协同作用的智能实体。智能体由某一目的驱动并具有相应的行为。

本研究将人类三阶段记忆模型与智能体模型相结合,提出基于记忆的智能体模型,如图 1 所示。

基于记忆的智能体模型可定义为一个 7 元组 $\langle A_{id}, Loc, Fit, Ms, Comp, Rcom, Mig \rangle$, 其中: A_{id} —智能体的标识; Loc —智能体在图像中的位置,即候选目标的中心; Fit —适应度,定义为候选目标和目标模板之间的相似度; $Ms = \{UTMS, STMS, LTMS\}$ 是智能体用于存储信息的记忆空间, $USTMS$, $STMS$ 和 $LTMS$ 分别表示瞬时记忆空间、短时记忆空间和长时记忆空间,用来存储智能体当前估计模板、当前目标模板以及历史模板。上述 4 个参数描述了智能体的内部状态,而 $Comp$, $Rcom$ 和 Mig 用来描述智能体的外部协同进化行为: $Comp$ —竞争行为; $Rcom$ —重组行为; Mig —迁移行为。

多个这样的智能体集合构成一个基于记忆的多智能体系统(memoy-based multi-agent system, MMAS)。这些智能体随机分布在目标区域附近,然后映射到一个 2D 网格环境,通过一些协同进化行为,如竞争、重组以及迁移,估计目标的新位置。

所有智能体都生存于网格环境 A , 称之为智能体网格,如图 2 所示。每一个智能体都固定于网格中的一点,它只能跟其 4 个相邻智能体相互作用。 A 的大小为 $N \times N$, 位于 (i, j) 的智能体用 $A_{i,j}$ 表示, $i, j = 1, 2, \dots, N$ 。为了提高适应性,每个智能体与 4 个相邻智能体进行竞争和协作。

映射过程可描述如下:

跟踪开始时,通过引入 2D 的高斯分布 $G_{x,y}(0, 10)$ 在目标区域附近随机生成 $N \times N$ 个智能体。生成的第一个智能体放置于 $A_{1,1}$, 生成的第二个智能体放置于 $A_{1,2}$, 依次类推,生成的第 N 个智能体放置于 $A_{1,N}$; 第 $(N+1)$ 个智能体放置于 $A_{2,1}$, 依次类推,第 $(N \times N)$ 个智能体放置

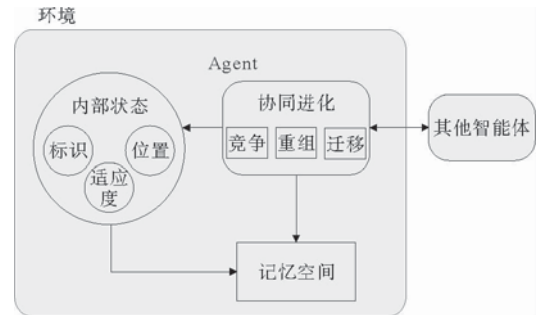


图 1 基于记忆的智能体模型图

Fig. 1 Memory-based agent model

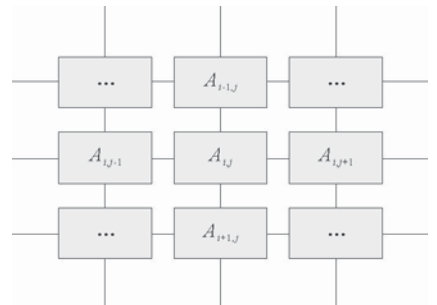


图 2 智能体网格模型图

Fig. 2 Model of the agent lattice

于 $A_{N,N}$ 。智能体 $A_{i,j}$ 的邻域智能体定义为 $Nb_{i,j} = \{A_{i-1,j}, A_{i+1,j}, A_{i,j-1}, A_{i,j+1}, \dots\}$ 。由于网格是一个封闭的环境,因而位于网格边缘的智能体定义为 $A_{0,j} = A_{N,j}, A_{i,0} = A_{i,N}, A_{N+1,j} = A_{1,j}, A_{i,N+1} = A_{i,1}$ 。

根据定义,智能体在网格上的邻居不是视频图像中实际意义上的邻居。因为智能体是随机产生的并且只能与其网格环境中的邻居智能体进行进化,因而,映射过程可以认为是协同进化前的自然选择。

1.2 智能体模板更新

Step 1 初始化。将智能体估计模板 p 存储到瞬时记忆空间,将智能体当前模板 q 存储到短时记忆空间的第一个位置,并置 $q.\beta=1$ 且将长时记忆空间初始为空, p 和 q 都由初始化目标区域决定, β 是一个计数器,用于统计模板匹配次数,若 $q.\beta > T_M, T_M$ 为预先定义的匹配阈值,则该模板可以被存储到长时记忆空间。值得一提的是,随着跟踪过程的进行,短时记忆空间和长时记忆空间将逐渐被填满。

Step 2 计算智能体适应度 $\rho = \rho[p, q]$, 若 $\rho > T_{dc}$, 根据下式更新智能体当前模板

$$\left. \begin{aligned} q &= (1-\alpha)q + \alpha p \\ q.\beta &= q.\beta + 1 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中, T_{dc} 为预先定义的智能体当前模板的匹配阈值, α 是更新速率。

Step 3 若 $\rho \leq T_{dc}$, 则从短时记忆空间剩余的模板中寻求匹配, 若 $\rho[p, q_i] > T_{ds}, i = 2, \dots, K_s - 1$, 其中 K_s 为短间记忆空间容量, 则根据式(2)更新匹配模板:

$$\left. \begin{aligned} q_i &= (1-\alpha)q_i + \alpha p \\ q_i.\beta &= q_i.\beta + 1 \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中, $T_{ds} \in (0, 1)$ 是预先定义的短时记忆空间中模板匹配阈值。

然后,将智能体当前模板和匹配模板进行交换。

Step 4 若 $\rho[p, q_i] \leq T_{ds}$, 则在长时记忆空间寻求匹配; 若 $\rho[p, q_{Mj}] > T_{dl}, j = 1, 2, \dots, K_L$ 。其中: q_{Mj} 表示智能体长时记忆空间中的第 j 个模板; $T_{dl} \in (0, 1)$ 是预先定义的长时记忆空间中模板匹配阈值; K_L 是长时记忆空间的容量。匹配模板根据下式进行更新:

$$\left. \begin{aligned} q_{Mj} &= (1-\alpha)q_{Mj} + \alpha p \\ q_{Mj}.\beta &= q_{Mj}.\beta + 1 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

之后,系统调用匹配模板用作新的智能体模板并记忆原先的智能体模板 q 。

Step 5 若 $\rho[p, q_{Mj}] \leq T_{dl}$, 则意味着智能体短时记忆空间和长时记忆空间都不存在匹配模板。这种情况下, 估计模板 p 存储到短时记忆空间并作为新的模板(置 $p.\beta=1$)。同时, 若短时记忆空间达到其最大容量, 根据以下两步记忆或遗忘短时记忆空间中最早的模板 q_{K_s-1} 。

1) 如果 $q_{K_s-1}.\beta > T_M$ 并且智能体长时记忆空间也达到其最大容量, 系统将会遗忘长时记忆空间中最早的模板即 q_{MK_L} 以记忆 q_{K_s-1} ;

2) 如果 $q_{K_s-1}.\beta \leq T_M$, 系统遗忘 q_{K_s-1} 。

注意:智能体短时记忆空间和长时记忆空间中的模板是按照时间先后顺序进行存储的,即,为了给新的模板保留存储空间,早出现的模板将逐渐移到记忆空间的后面。

1.3 多智能体协同进化行为

每一个智能体都具有三种协同进化行为,即:竞争(competition)、重组(recombination)、迁移(migration),定义如下。

定义 1 竞争行为(competition)指智能体为了自身生存与其他智能体之间进行的抗衡。

对智能体 $A_{i,j}$, 若 $Fit(A_{i,j}) < Fit(Nbmax_{i,j})$, 其中, $Fit(\cdot)$ 表示智能体的适应度, $Nbmax_{i,j}$ 是 $A_{i,j}$ 邻域智能体中适应度最大的智能体, 则 $A_{i,j}$ 可以替代为:

$$A_{i,j}^l = \begin{cases} \underline{l}, & (Nbmax_{i,j}^l + U(-1, 1) \times (Nbmax_{i,j}^l - A_{i,j}^l)) \leq \underline{l} \\ \bar{l}, & (Nbmax_{i,j}^l + U(-1, 1) \times (Nbmax_{i,j}^l - A_{i,j}^l)) > \bar{l} \\ Nbmax_{i,j}^l + U(-1, 1) \times (Nbmax_{i,j}^l - A_{i,j}^l), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $U(-1,1)$ 表示 $[-1,1]$ 区间的均匀随机数; $l=(x,y)$ 表示智能体 $A_{i,j}$ 在当前帧的位置; $L=[\underline{l},\bar{l}]$ 表示整个搜索空间,也就是视频图像的大小,其中, $\underline{l}=[\underline{x},\underline{y}]$, $\bar{l}=[\bar{x},\bar{y}]$ 分别为搜索空间的下界和上界。

定义 2 重组行为(recombination)指智能体可以跟其他的智能体交换 x 或 y 坐标。它与遗传算法中的交叉算子很相近。

对每一个智能体 $A_{i,j}$ 给出预先定义的重组概率 P_r 。如果 $U(0,1) < P_r$, 将 $A_{i,j}$ 的 x 或 y 坐标与 $Nb_{\max_{i,j}}$ 的相应坐标交换,产生新的智能体 $Ar_{i,j}$ 。如果 $Fit(A_{i,j}) > Fit(Ar_{i,j})$, 则 $A_{i,j}$ 得以继续生存于网格中,否则它将被取代:

$$Ar_{i,j} = \begin{cases} (A_{i,j}^x, Nb_{\max_{i,j}}^y), & U(0,1) < 0.5 \\ (Nb_{\max_{i,j}}^x, A_{i,j}^y), & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

定义 3 迁移行为(Migration)指智能体通过随机步长从图像中一个位置移动到另一个位置。迁移与遗传算法中的变异算子相似。

对智能体 $A_{i,j}$, 迁移概率 P_m 决定迁移行为的发生。若 $U(0,1) < P_m$, $A_{i,j}$ 将替换为:

$$Am_{i,j} = \begin{cases} \underline{l}, & A_{i,j}^l + U^l(-10,10) < \underline{l} \\ \bar{l}, & A_{i,j}^l + U^l(-10,10) > \bar{l} \\ A_{i,j}^l + U^l(-10,10), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $U(-10,10)$ 是 $[-10,10]$ 范围内的均匀随机数,即迁移步长是在 $(-10,10)$ 内随机产生的。

1.4 算法的实现

基于记忆的多智能体协同进化目标跟踪算法描述如下。

Step 1 定位视频目标,建立目标的外观模型。

Step 2 在目标区域通过加入 2D 高斯分布 $G_{x,y}(0,10)$ 随机生成 $N \times N$ 个智能体(图 3(a)),并对每一个智能体进行初始化;然后将智能体映射到 2D 网格环境中。

Step 3 对于网格中每一个智能体,首先从记忆空间提取外观模板,计算智能体的适应度,然后执行竞争、重组以及迁移行为(图 3(b))。

Step 4 通过对网格中的所有智能体进行加权平均,计算最终目标(图 3(c))。

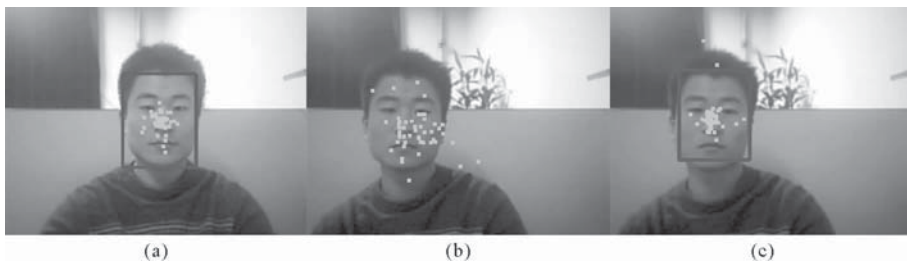


图 3 MMAS 目标跟踪过程图

Fig. 3 Object tracking by MMAS

2 实验结果及讨论

为了验证所提算法的有效性,用标准视频在主频为 P43.0 GHz、内存为 512 MB 的计算机上进行了测试,并给出了 MMAS 算法与基本粒子滤波 PF 算法的测试结果。本研究采用 YCbCr 颜色空间的 Cb 和 Cr 分量建立目标模板。智能体相关的参数取值分别如下:智能体总数设为 49,也就是网格的大小为 7×7 ,重组概率 $P_r=0.6$,迁移概率 $P_m=0.05$ 。其他参数取值如下: $K_s=K_L=5$, $T_{dl}=0.9$, $T_{ds}=T_{dl}=0.8$, $T_M=1$ 。

2.1 目标姿态突变实验

第一个实验是跟踪“seq_dk1”序列中的人脸。其中“seq_dk1”是由标准视频“seq_dk”通过视频的截取和

合并得到。该视频中目标的姿态由于运动而不断发生改变,当背对镜头时突然转过身,姿态发生改变。图 4 显示了利用 PF 及 MMAS 的跟踪结果(序列第 19,58,82,83,87,96 帧)。实验结果显示,目标姿态发生改变后,后续帧 PF 未能及时更新,反而渐渐偏离目标;而本研究所提出的 MMAS 能够很快适应目标姿态变化,取得了较好的跟踪效果。

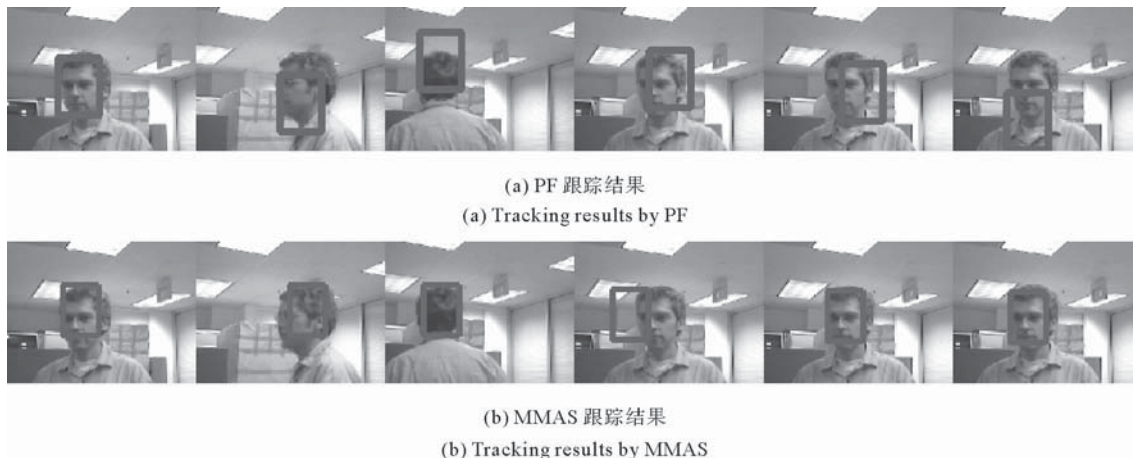


图 4 “seq_dk”跟踪结果图

Fig. 4 Tracking results of “seq_dk” sequence

2.2 目标遮挡实验

第二个实验和第三个实验用于检验 MMAS 对目标遮挡问题的解决,分别如图 5 和图 6 所示。

图 5 是两种方法跟踪“seq_mb”序列中指定目标的效果图。实验结果显示,干扰目标出现后 PF 在跟踪过程中出现错误跟踪,而 MMAS 自始至终保持正确跟踪,获得鲁棒跟踪结果。

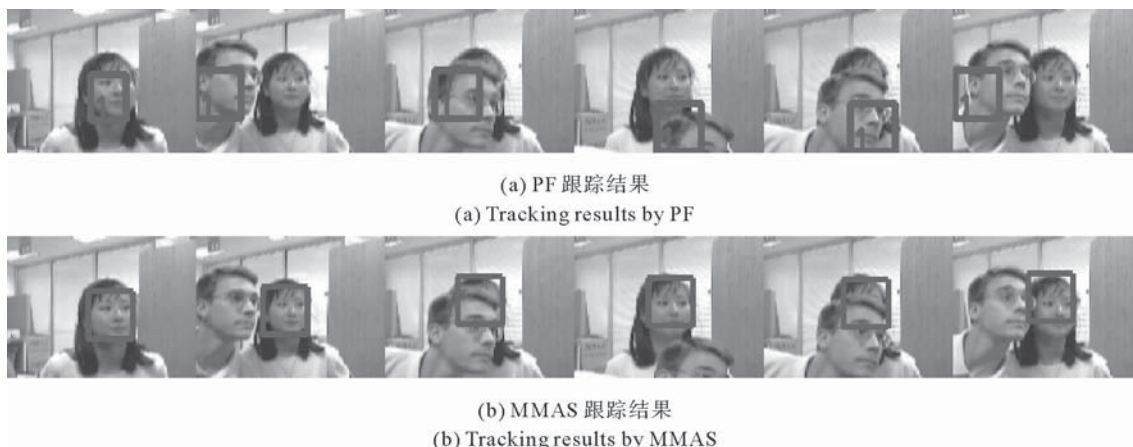


图 5 “seq_mb”跟踪结果图

Fig. 5 Tracking results of “seq_mb” sequence

图 6 是两种方法跟踪“seq_jd”序列中指定目标的效果图。实验结果显示,当目标脱离遮挡后,MMAS 能很快恢复对指定目标的跟踪,而 PF 却出现了不稳定,并一度出现误跟踪。

3 结束语

将三阶段记忆模型与智能体相结合,提出了基于记忆的智能体模型。每一个智能体能根据自身的经验记住、提取或遗忘记忆系统中的目标外观。多个这样的智能体集合构成基于记忆的多智能体系统。这些智



图 6 “seq_jd”跟踪结果图

Fig. 6 Tracking results of “seq_jd” sequence

能体随机分布在目标区域附近,然后映射到一个 2D 网格环境,通过一些协同进化行为,如竞争、重组以及迁移,估计目标的新位置。实验结果显示,所提出的方法能够有效处理目标姿态变化及目标遮挡问题。

参考文献:

- [1]Yilmaz A, Javed O. Object tracking: A survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.
- [2]Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, II. Hilton Head Island, SC, June 15, 2000: 142-149.
- [3]Weng S K, Kuo C M, Tu S K. Video object tracking using adaptive Kalman filter[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2006, 17(6): 1190-1208.
- [4]Jang D S, Jang S W, Choi H I. 2D human body tracking with structure Kalman filter[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(10): 2041-2049.
- [5]Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [6]罗四维. 视觉信息认知计算理论[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 181-201.
- [7]史忠植. 认知科学[M]. 合肥: 中国科技大学出版社, 2008: 184-219.
- [8]Coen M H. SodaBot: A software agent environment and construction system[R]. TR-1493, MIT, Cambridge, 1994: 1-78.
- [9]Maes P. Agents that reduce work and information overload[J]. Communications of the ACM, 1994, 37(7): 31-40.
- [10]Liu J M, Jing H, Tang Y Y. Multi-agent oriented constraint satisfaction[J]. Artificial Intelligence, 2002, 136: 101-144.
- [11]Liu J M, Jin X L, Tsui K C. Autonomy oriented computing: Formulating computational systems with autonomous components[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: System and Human, 2005, 35(6): 879-902.
- [12]Tsui K C, Liu J M. Evolutionary multi-agent diffusion approach to optimization[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2002, 16(6): 715-733.