

基于 PSO 改进算法的气象数据网格任务调度

李 飞, 张 琨, 牛京武, 王 浩

(成都信息工程学院网络工程学院, 成都 610225)

摘 要: 为提高在有限带宽下气象观测中心海量数据的任务调度和数据传输效率, 提出一种基于粒子群优化(PSO)改进算法的气象数据网格任务调度算法。给出副本域的概念, 将 PSO 算法与副本域相结合, 设计任务调度模型和符合气象数据网格环境的目标函数。仿真结果表明, 该算法完成调度的时间小于遗传算法和穷尽搜索算法, 收敛速度快于离散型 PSO 算法, 且更加稳定。

关键词: 数据网格; 粒子群优化算法; 任务调度; 副本域; 气象数据

Meteorological Data Grid Task Schedule Based on PSO Improved Algorithm

LI Fei, ZHANG Kun, NIU Jing-wu, WANG Hao

(College of Network Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

【Abstract】 In order to improve the efficiency of task schedule and data transmission about the massive data of weather bureau under limited bandwidth, this paper proposes a meteorological data grid task schedule algorithm based on Particle Swarm Optimization(PSO) improved algorithm. It gives the conception of Replica Domain(RD), makes combination of PSO algorithm, and designs task schedule model and the objective functions which conform to the meteorological data grid environment. Simulation results show that the finishing scheduling time of this algorithm is less than Genetic Algorithm(GA) and end search algorithm, its convergence speed is faster than Discrete Particle Swarm Optimization(DPSO) algorithm, and is more stable.

【Key words】 data grid; Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm; task schedule; Replica Domain(RD); meteorological data

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2013.03.043

1 概述

据资料统计^[1], 每天通过国家气象信息中心广播下发到各气象站的气象数据高达 300 MB~500 MB。在新一代天气雷达共享信息平台建成后, 台站收到的气象雷达资料每天高达 100 GB, 而中央台站每天收到的资料更是高达 TB 数量级, 业务应用的数据高达 PB 数量级。现阶段由于地域、网络环境和计算环境的限制, 气象预测预报并没有充分利用如此庞大而又珍贵的气象资料。

气象数据具有很强的时空特性^[2]。一个气象信息处理系统中的数据源既有同一时间不同空间的数据系列, 也有同一空间不同时间序列的数据。不仅如此, 根据系统需要, 采用不同尺度对地理空间进行表达, 不同的观察尺度具有不同的比例尺和不同的精度。气象数据集成包括不同时空

和不同尺度数据源的集成。获取气象数据的方法多种多样, 有手工的、仪器自动采集的, 包括来自现有系统、图表、遥感手段、GPS 手段、历史资料、观测等。这些不同手段获得的数据其存储格式及提取和处理手段都各不相同。

面对每天海量不同格式的数据, 在异构的环境下将这些特殊的数据以最优的调度方式进行传输与共享, 是现在气象行业亟待解决的难题。

针对海量数据的调度算法, 许多专家学者做了大量研究, 其特点如下:

(1)文献[3]提出遗传算法(Genetic Algorithm, GA), 该算法比较复杂, 需要人工调整参数, 每个参数都很重要, 必须提供较为准确的群体大小、突变率、交叉比例和其他参数。突变率的设定是关键, 由于在网格环境中参数多, 因

基金项目: 四川省科技支撑计划基金资助项目(2011GZ0195)

作者简介: 李 飞(1966 -), 男, 教授, 主研方向: 网格计算, 云计算; 张 琨、牛京武、王 浩, 硕士研究生

收稿日期: 2012-04-23 **修回日期:** 2012-06-18 **E-mail:** zhangkun2011@163.com

此很难掌握合适的突变率。

(2)文献[4]提出有穷搜索路径算法(穷尽搜索算法),有穷搜索路径算法没有在一个可行的分配方式下进行计算,没有相邻解的优化。

(3)文献[5]提出离散型粒子群优化(Discrete Particle Swarm Optimization, DPSO)算法,为使粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法适用于网格任务调度而对粒子群算法进行离散化,对粒子的位置和速度重新进行定义,并重新设计粒子的位置和速度的变换规则,存在着局部收敛和有着较多冗余计算的缺陷。

本文提出一种基于粒子群优化改进算法的气象数据网格任务调度算法。在实际环境中,考虑了带宽、副本域(Replica Domain, RD)的数量、副本的多少、批任务数量、每个任务的大小、任务每次提交的时间间隔等实际参数影响因素,并在计算中优化结果,与实际环境结合,提出合理的目标函数。

2 数据网格和副本域

数据网格是网格技术发展的一个分支,数据网格^[6]是以网格计算的基本功能为基础,以元数据管理和存储资源管理为核心,通过元数据目录将异构的各种资源和各种服务有机地结合起来,存储资源代理有效管理异构的各种存储资源。数据网格把气象数据不同的格式转化为统一的元数据进行调度传输,并且屏蔽系统之间的异构性。

网格调度器^[7]主要功能包括负责接收用户提交的作业、查询信息服务、完成作业到资源的映射、产生调度结果集、将作业传送到选定的源具体执行等。与传统的并行和分布式系统相比,网格调度器不能直接控制资源,而仅作为作业代理,与位于资源站点的局部调度器进行交互。

在调度的拓扑结构中,有一个总调度中心和若干个子调度中心,每个子调度中心分布在区域性气象中心,每个任务都会对应一组任务执行站点,称为该任务的执行区域。每个执行区域都是自治的,它们有自己的硬件和副本资源,负责为任务提供服务。由于各域的副本资源数量和硬件性能不同,其执行任务的效率就会不同,导致不同的站点有不同的执行时间。同时,每个站点所处区域不同,其资源的利用率和带宽不相同,导致不同的域有不同的执行时间。本文把每个区域性气象中心节点下所有存有副本资源的主机所组成的区域性网络定义为副本域。

3 PSO 算法

粒子群优化算法^[7-8]是一种进化计算技术,源于对鸟群

捕食的行为研究。在群鸟觅食模型中,每个个体可以被看成一个粒子,则鸟群可以被看成一个粒子群。在一个 D 维的目标搜索空间中,有 m 个粒子组成一个群体,其中,第 $i(i=1,2,\dots,m)$ 个粒子位置表示为 $X_i=(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D)$,即第 i 个粒子在 D 维搜索空间的位置是 X_i 。换言之,每个粒子的位置就是有一个潜在解,将 X_i 带入目标函数就可以计算出其适应值,根据适应值的大小衡量其优劣。粒子个体经历过的最好位置记为 $P_i=(p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^D)$,将整个群体所有粒子经过的最好位置表示为:

$$P_g=(p_g^1, p_g^2, \dots, p_g^D)$$

粒子 i 的速度记为:

$$V_i=(v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D)$$

粒子群优化算法采用下列公式对粒子所在的位置不断更新:

$$v_i^d = \omega v_i^d + c_1 r_1 (p_i^d - x_i^d) + c_2 r_2 (p_g^d - x_i^d) \quad (1)$$

$$x_i^d = x_i^d + v_i^d \quad (2)$$

其中, $i=1,2,\dots,m$; $d=1,2,\dots,D$; ω 是非负数,称为惯性因子;加速度常数 c_1 、 c_2 是非负常数; r_1 、 r_2 是 $[0,1]$ 范围内变换的随机数。

此外, v_i^d 属于 $[-v_{\max}, v_{\max}]$, 即粒子 i 的飞翔速度 v_i^d 被最大速度 v_{\max} 限制。如果超出最大速度,则被修正为最大速度。迭代终止条件根据具体问题设定,一般达到预定最大迭代次数或者粒子群目前为止搜索的最优位置满足目标函数的最小容许误差。

4 基于 RDPSO 的批处理任务调度

4.1 数学模型

数学模型的定义如下:

定义 1 用 J 代表批处理任务矩阵, $J=[S_a, S_b, \dots, S_z]$, 其中, S 代表某个区域气象中心所形成的副本域; a, b, \dots, z 代表所有副本域的其中一个。

定义 2 用矩阵 C_a 代表请求任务的大小, $C_a=[C_{a1}, C_{a2}, \dots, C_{an}]$, 其中, n 代表第 n 个任务, C_{an} 表示任务 n 的资源大小。

定义 3 用 H_s 代表域 i 中对应批任务队列存在的可用副本数, 矩阵 $H[i][m]=[H_{s1}, H_{s2}, \dots, H_{sm}]$, 任务 i 在域 m 中的可用副本数为 H_{sm} 。

定义 4 用矩阵 B_a 代表域中的副本到请求节点的带宽, $B_a=[B_{a1}, B_{a2}, \dots, B_{ak}]$, 副本 k 的到请求节点的带宽是 B_{ak} , $B=\sum_{i=1}^k B_{ai}$, 其中, B 是这个副本的总带宽。

定义 5 根据每个副本主机的性能和网络状况不同, 定义 α 为性能系数:

$$\alpha = Dn / Da \times Dc$$

其中, Dn 为副本主机的可用缓存; Da 为副本主机的总缓存; Dc 为副本主机 CPU 的占用率。

4.2 问题的数学抽象

调度示意图如图 1 所示。某个气象中心需要某种气象资源, 在时间间隔 T 内产生一个批处理任务矩阵 J , 请求气

象数据传输, 在任务得到 CA 认证许可后, 进入总调度处理, 分配到各个副本域中的子调度, 子调度代表一个区域气象中心的调度控制枢纽, 处理分配的任务, 查找域中是否具有任务中所需求的副本进行传输, 记录每个域中副本传输到请求节点的时间, 在每次传输完成后, 最大的时间就是这次调度传输的完成时间, 即转化为任务在这些副本域中如何分配, 使得所有任务传输完成需要的时间最小。

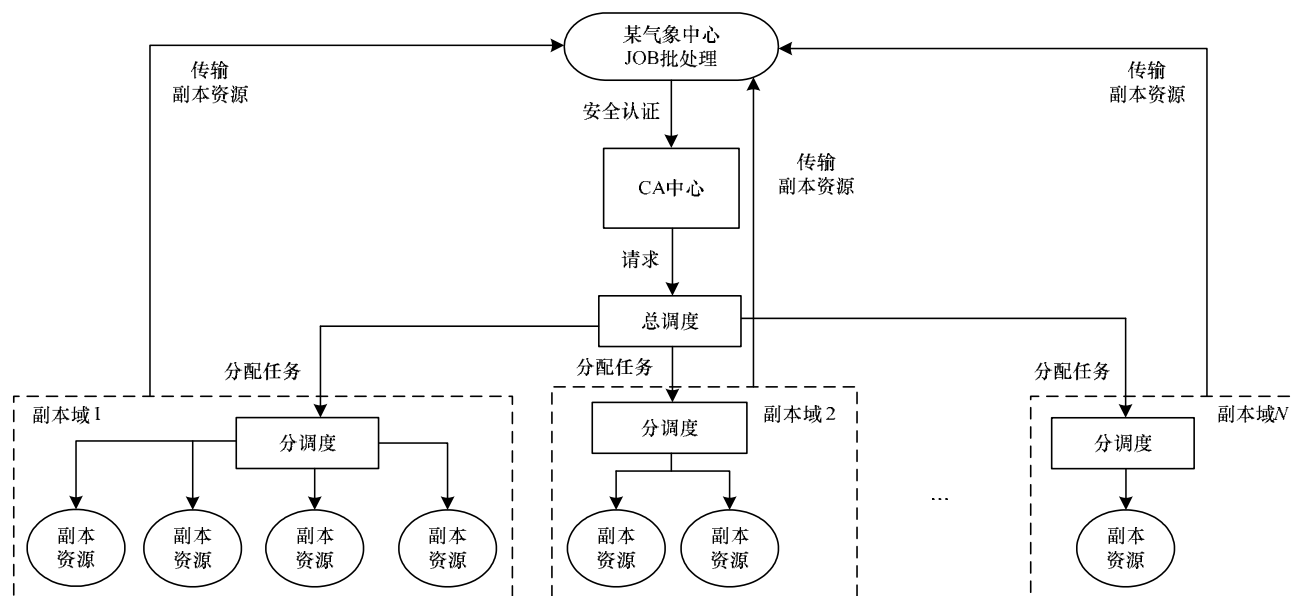


图 1 调度示意图

4.3 数学模型的编码方式

对粒子群进行编码, 可以更加直观地描述空间可行解的一种形式。本文采取以下编码方式:

(1) 根据定义 1, 把批处理任务的 J 看成任务在副本域的分配的一种可行方案, 并转化为空间粒子的位置矢量 $X_i = J$ 。

(2) 定义编码策略矩阵^[9]: 常用的编码方式是二进制编码, 但这种编码方式不直观, 不适合表达资源分配问题, 因此, 结合问题实际采用十进制编码, 码长为任务数 n , 使每个解按网格资源号组成, 每个粒子表示一系列任务选择网格资源的一个结果。根据定义 1, S_a 表示第 1 个任务分配在编号为 a 的副本域中。如一个分配方案的编码为: [5,1,3,1,4,5,2,2,4,1], 表示任务 1、任务 6 分配到副本域 5 中; 任务 2、任务 4、任务 10 分配到副本域 1 中; 任务 3 分配到副本域 3 中; 任务 5、任务 9 分配到副本域 4 中; 任务 7、任务 8 分配到副本域 2 上执行。

4.4 数学模型的目标函数

把每个任务分配到相应的副本域中, 在每个副本域中寻找自己范围内的可用副本数量 H_s , 假设域到请求节点的

带宽是 B_a , 一个任务的大小是 C_a , 性能系数为 $\alpha (0 < \alpha < 1)$, 本文未考虑在传输中, 请求文件动态分配到副本资源中, 本文采用均等分配到各个副本主机中。所以, 在每个域中完成传输任务的时间为:

$$T[i] = \max[M[i]]$$

$$M[i] = \alpha[j] \cdot C_a[i] / ((H_s[i][J[i]]) \cdot B_a[j])$$

$$j = 1, 2, \dots, H_s[i][J[i]]$$

若在一个副本域中要执行多个任务, 则把每个任务执行的时间叠加, 从而得出此域最终的时间 $T_r = \Sigma T$, 在一次调度中, 传输任务完成的时间为 $T'_e = \max[T_r]$, 经过 i 次迭代, 每次新的调度都会产生新的任务调度矩阵, 在求出所有的任务调度之后所消耗的传输时间, 最终所求的即为这些传输时间中的最小值, 从而所求得最优调度目标函数值为 $F = \min[T'_e]$ 。

4.5 数值修正

迭代中可能会出现含有小数的位移向量 X , 因为副本域的编号全是整数, 所以小数不符合实际情况, 本文采用舍弃小数位取整^[10]的方法, 在每次计算中, 只取计算中的

整数组成新的 X 向量(新的任务调度分配方案)进行下一次的迭代。

在计算中的位移和速度的数值上进行边界修正, 速度 $v_i^d \in [-v_{\max}^d, v_{\max}^d]$, 即粒子 i 的飞翔速度 v_i^d 被最大速度 v_{\max}^d 限制, 位移 $x_i^d \in [-x_{\max}^d, x_{\max}^d]$, 即粒子 i 的飞行位移被边界 x_{\max}^d 限制, 在每次迭代中进行修正。

5 本文算法流程

本文算法流程如下：

- (1)初始化批处理任务的数量和大小, 副本域的数量和带宽, 随机产生分配矩阵 X_1 。
- (2)对种群粒子参数进行选取, 每个微粒位置向量 X 的每一维随机选取 $1 \sim n$ 之间的数值(n 是副本域的数量), 每个速度向量 V 的选取随机选取 $-2/n \sim 2/n$ 之间的数值, 设置算法的常量参数 ω 、 r_1 、 r_2 、 c_1 、 c_2 和迭代次数。
- (3)若一个任务在一个域中有多个副本, 则均等分配任务大小, 计算 X_1 所用的时间 T_{r1} 、 T_{r1}' 。
- (4)随机产生若干个初始粒子 X , 计算这些粒子的 p_i , 粒子群的 p_g 。
- (5)把初始值带入本文算法得到新的任务调度矩阵, 根据修正条件, 修正 X 和 V , 更新 p_i 、 p_g 。
- (6)把步骤(5)得出的值作为新一轮的初始值带入步骤(5)中进行 i 次迭代, 得到在 i 次迭代中的时间 T_i 、 T_i' 。迭代结束条件为全局最优 20 次不变或者完成 i 次迭代。
- (7)求出目标函数 F , 输出最终的 X 矩阵即是最佳任务调度分配矩阵。

6 仿真实验

为了验证本文算法的优越性, 根据文献[11]对网格模拟器的对比, 采用 OptorSim^[12]仿真器进行仿真, 并与文献[2]的 GA 算法和文献[3]的穷尽搜索算法进行到达最优调度时的计算调度时间的对比。与文献[5]的离散型粒子群优化算法进行达到最优调度时的迭代次数对比。进行 2 组实验, 每组实验相互独立, 每组执行 20 次, 取平均值。

模拟器界面如图 2 所示, 参数设置如表 1 所示。完成调度的时间对比如图 3 所示。在求最优传输调度策略所需要的时间中, 可以看出, 本文算法比 GA 和穷尽搜索算法调度效率高, 而且随着任务数的增加而更加明显, 这是因为没有把大空间数据转化为一个个小空间的调度, 副本域的提出是一种化整为零的方法, 所以此算法更加适合于海量数据在数据网格中的调度。

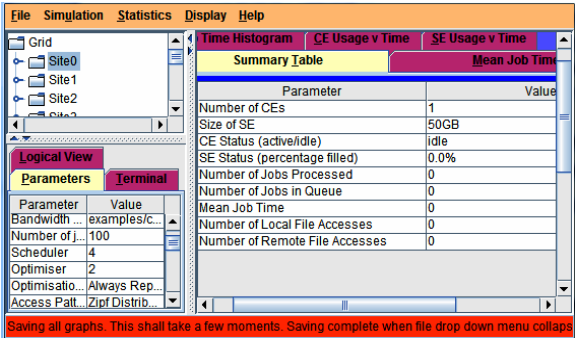


图 2 模拟器界面

表 1 参数设置

参数	符号	取值
批处理任务的数目	M	10,20,30,40,50,60,70,80,90,100
副本域的数目	S	5
迭代次数	N	50
加速常数	$C_1=C_2$	1.4
惯性常数	ω	0.4
微粒的位置上限	x_{\max}	S
微粒的速度上限	v_{\max}	$S/2$

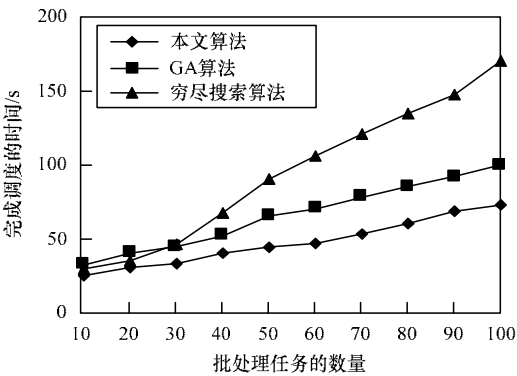


图 3 完成调度的时间对比

在文献[5]中, 离散型粒子群优化算法在解决离散问题的时候, 最优的比较是依概率选择其中一维上的值, 或是选择两者之间的一个值。与自身最优和随机速度的比较也是如此, 但是微粒在每一维上的跳动不是一个线性的过程, 容易错过最优解。最优调度时迭代次数的对比如图 4 所示。

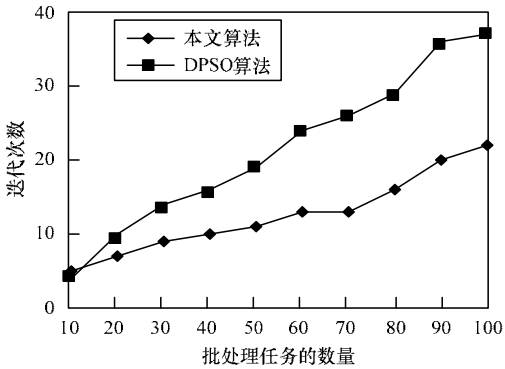


图 4 最优调度时迭代次数的对比

由图 4 可知, 本文算法随着批处理任务数量的增加,

相对较少的迭代计算就能达到最优, 收敛速度明显高于离散型粒子群优化算法, 而且更加稳定。

7 结束语

本文提出一种基于 PSO 改进算法的气象数据网格任务调度算法。根据气象网络结构的实际情况, 提出副本域的概念。仿真结果表明, 该算法适合于海量的气象数据调度, 把大空间搜索转化到小空间内搜索, 加快收敛速度。不过在实际应用中, 还有很多不定参数需要考虑, 这将是今后的研究方向。

参考文献

- [1] 马廷淮, 穆 强, 田 伟, 等. 气象数据挖掘研究[J]. 武汉理工大学学报, 2010, 32(16): 110-114.
- [2] 王增武. 基于 GIS 技术的气象数据处理系统设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2008.
- [3] Fatos X, Javier C. Genetic Algorithm Based Schedulers for Grid Computing Systems[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2007, 3(5): 1-19.
- [4] Zeng Liangzhao, Benatallah B, Dumas M. Quality Driven Web Services Composition[C]//Proc. of the 12th International Conference on World Wide Web. New York, USA: ACM Press, 2003.
- [5] Kang Qinma, He Hong. A Novel Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for Job Scheduling in Grids[C]//Proc. of the 4th International Conference on Natural Computation. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2008.
- [6] 王意洁, 肖 依. 数据网格及其关键技术研究[J]. 计算机研究与发展, 2002, 39(8): 943-947.
- [7] 张海宾, 唐琳莎, 刘立祥. 网格调度综述[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(9): 2151-2154.
- [8] Kennedy J. Particle Swarm Optimization[C]//Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks. Washington D. C., USA: [s. n.], 1995.
- [9] 梁正友, 支成秀. 基于离散粒子群优化算法的网格资源分配研究[J]. 计算机工程与科学, 2007, 29(10): 77-78.
- [10] Liu Hongbo, Abraham A, Okkyung C, et al. Variable Neighborhood Particle Swarm Optimization for Multi-objective Flexible Job-shop Scheduling Problems[C]//Proc. of the 2nd International Conference on Digital Information Management. [S. l.]: IEEE Press, 2007.
- [11] 田翠华, 常桂然, 游新冬. 网格模拟技术分析[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(2): 101-105.
- [12] Bell W H, Cameron D G, Millar A P, et al. A Grid Simulator for Studying Dynamic Data Replication Strategies[J]. International Journal of High Performance Computing Applications, 2003, 17(4): 403-416.
- [13] 林开颜, 吴军辉, 徐立鸿. 彩色图像分割方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(1): 1-10.
- [14] 彭宁嵩, 杨 杰, 刘 志, 等. Mean-shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取[J]. 软件学报, 2005, 16(9): 1542-1550.
- [15] Wright J, Allen Y, Ganesh A. Robust Face Recognition via Sparse Representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [16] Chen Feng, Wang Qing, Wang Song. Object Tracking via Appearance Modeling and Sparse Representation[J]. Image and Vision Computing, 2011, 29(11): 787-796.
- [17] Liu Baiyang, Yang Ling, Huang Junzhou. Robust and Fast Collaborative Tracking with Two Stage Sparse Optimization[C]//Proc. of ECCV'10. Crete, Greece: [s. n.], 2010.
- [18] Avidan S. Support Vector Tracking[C]//Proc. of CVPR'01. New York, USA: [s. n.], 2001.
- [19] Avidan S. Ensemble Tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 261-271.
- [20] Avidan S. Ensemble Tracking[C]//Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Angeles, USA: IEEE Press, 2005.
- [21] Grabner H, Leistner C, Bischof H. Semi-supervised on-line Boosting for Robust Tracking[C]//Proc. of ECCV'08. Marseille, France: [s. n.], 2008.
- [22] Parag T, Porikli F, Elgammal A. Boosting Adaptive Linear Weak Classifiers for Online Learning and Tracking[C]//Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Press, 2008.
- [23] Chen Yixin, Bi Jinbo, James Z W. Miles: Multiple-instance Learning via Embedded Instance Selection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 1931-1947.
- [24] Ross D, Lim J, Lin Ruei-Sung. Incremental Learning for Robust Visual Tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1): 125-141.

编辑 刘 冰

(上接第 217 页)

编辑 刘 冰