

一种基于 MAS 的自适应图像分割方法

陈小波,程显毅

(江苏大学 计算机科学与通信工程学院,江苏 镇江 212013)

摘要:复杂图像的全自动分割是极具挑战性的问题.提出了一种基于 MAS 的自适应图像分割方法.通过属性和行为描述 Agent 个体,通过合作竞争描述了 Agent 间的交互. MAS 系统在 Agent 反复自适应过程中达到平衡,同时完成图像分割.通过分割复杂的医学图像证实了该方法的有效性, MAS 在图像分割领域具有应用价值.

关键词: MAS; 自适应; 图像分割

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2007)04-0080-06

An adaptive image segmentation technique based on multi-Agent system

CHEN Xiao-bo, CHENG Xian-yi

(School of Computer Science & Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: The automatic segmentation of complex images is a challenging issue. A novel approach was proposed to segment images adaptively based on multi-Agent system. Individual agents were described with their attributes and behaviors. The interaction between Agents was described by cooperation and competition. Finally, the MAS reached a balanced state after a process of recursive self-adaptation and the image was segmented. Experiments with complex medical images show that the MAS approach is suitable for use in image segmentation.

Key words: MAS; self-adaptive; image segmentation

图像分割是特征提取、对象分类的基础,因而在机器视觉、模式识别、医学图像处理等领域得到大量应用.由于分割对象特征不同,至今已开发出很多算法.传统的分割算法,如基于各种算子的方法,仅适合于简单、单一物体的分割.针对医学图像、遥感图像、自然景观等复杂、多目标图像等则难以分割^[1].

近年来,多智能体系统(multi-Agent system, MAS)理论得到了很大发展, MAS 是人工智能和计算机网络的结合.个体 Agent 是一种具有感知能力、问题求解能力和通信能力的计算系统.一般而言,它应具有如下特征:反应性、预动性和社会行为能力^[1]. MAS 则是个体 Agent 的有机组织,可以求解单个 Agent 无法解决的问题. MAS 包括 3 个要素: Agent 个体、 Agent 组织和 Agent 交互^[2]. 正是由于 MAS 更适合处理复杂、分布式和并行的任务,

故在图像处理领域得到了大量应用并取得了很好的效果. Liu 等^[3]利用反应式智能体设计了自动分割图像的 MAS 系统,并成功分割了大脑 CT 图像.文献^[4]设计了一个检测图像对称轴的 MAS 系统.自然界中存在大量均衡系统,这些系统中的个体虽然可能有很大差异,但却得以彼此共存、发展而不是消亡,是由于不断的彼此适应而形成的一种稳定有序格局.受此启发,本文设计了一种 MAS 用于图像分割.初始无差异的 Agent 群体随机分布在图像环境中,由于各自所处的环境不同而具有了不同的目标,繁殖和移动导致了 Agent 的扩散,目标和感知的差异导致了 Agent 能力的不同, Agent 间彼此争夺空间导致竞争,为扩张势力而导致合作和目标合并,系统反复演化最终达到平衡,同时完成图像分割.

1 MAS 的体系结构

MAS 是一个会根据其所处的环境而自动调整

收稿日期:2006-06-05.

其结构的开放系统. 根据 Guessoum^[5], 这样的 MAS 应该由如下 3 个部分组成.

与问题/领域相关的 Agent. 这是自适应 MAS 的基础, 这些 Agent 可以有不同的类型、目标和行为, 它们存在于环境中并感知环境的局部信息, 由此进行决策, 作出一定的行为.

Agent 间关系. 个体 Agent 的能力有限, 必须和其他 Agent 共享信息和协作, 以完成更复杂的任务. Agents 间由此形成了一定的依赖关系, 这可以用 MAS 组织结构来表示, 这种结构根据需要而产生和瓦解, 是一种动态结构.

管理 Agent. 由于 Agent 的局部性, 无法把握问题求解的整体过程, 虽然 Agent 完全自适应也可以用于问题的求解, 这正如文献[3]的做法, 但这种系统的鲁棒性不强, 无法控制系统的演化方向, 尤其是无法获得关于系统更高层的信息. 因此, 引入的管理 Agent 用于对系统的当前状态进行全局的监控, 根据高层知识对问题 Agent 进行指导和约束, 加速求解过程, 约束求解方向.

根据上面 3 条原则, 设计用于图像分割的自适应 MAS 结构如图 1 所示 (其中 monitor 表示管理 Agent, detector 表示问题 Agent).

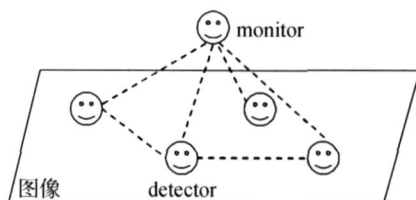


图 1 MAS 结构

Fig. 1 The structure of MAS

2 图像特征检测 Agent

图像特征检测 Agent (问题 Agent), 简称 detector, 主要用于搜索与自己目标相同的图像区域, 它利用典型的反应式 Agent 结构^[6] (下文所述下标 i 均表示 Agent 的标识).

detector 的属性包括:

1) 位置 pos: 用于描述 detector 在图像环境中的当前位置, 不同位置 detector 将感知不同的局部环境.

2) 目标 goal: 用期望检测到的图像灰度均值 M 和方差 D 表示, $goal_i = (M_i D_i)$.

3) 感知 sense: 设 detector 当前位于图像中的 i 像素处, 感知半径为 r , 则所有满足 $|i - j| < r$ (与 i 相距不超过 r) 的像素 j 都可被 detector 感知, 并且感知 sense 用 r 内所有像素的均值和方差表示, $sense_i = (M_i^r D_i^r)$, 更复杂的感知还包括灰度直方图、纹理特征等.

4) 能力 ability: 这是 detector 的核心, 反映 detector 对当前环境的适应程度, 随着其目标和局部感知环境的变化而变化, 定义能力 $ability_i = 1 / (|goal_i - sense_i|)$, 是目标与感知差异的减函数. 能力类似于遗传算法 (GA) 中的适应度函数, 但 GA 中的适应度函数一般是全局且是静态的, 而本文的能力则是局限于每个 Agent 且会因其选择不同的行为、具有不同的目标、感知不同的环境而变化, 这更符合自然界规律, 全局的行为是通过个体通过局部的自适应而实现的, 这种通过个体局部自适应而涌现的智能求解复杂问题正是 Agent 计算的核心, 这正如文献[7]所述.

5) 类别 C : 用来表示该 detector 当前所属类别, 作为图像最终分割的依据.

6) 繁殖与移动向量 (U, Q) : 用于描述 detector 在各个方向上繁殖和移动的权重, 记录 detector 的历史信息, 即

$$U(H) = [u_1, u_2, u_3, \dots, u_i, \dots, u_n],$$

$$Q(J) = [q_1, q_2, q_3, \dots, q_j, \dots, q_n].$$

$$\text{式中: } \sum_{i=1}^n u_i = 1, \sum_{j=1}^n q_j = 1, u_i \in [0, 1], q_j \in [0, 1],$$

分别为方向 i, j 上的繁殖权重与移动权重. 常见的繁殖与移动方向可采用像素的 8-邻域, 此时 $n = 8$.

7) 步数 step: 用以刻画 detector 的年龄, 初始时 $step = 0$, detector 每执行一次移动行为, 则其 $step$ 将增 1.

detector 的行为包括:

1) 移动 (moving): 即 detector 由一个位置迁移到另一个位置, 移动方向由其移动向量 Q 决定, 即向 Q_j 最大的方向移动. 其发生的条件为: $ability_i < A$, 即 detector 能力低于某一阈值, 此时 detector 将以概率 P_M 触发移动行为, 而以概率 $1 - P_M$ 触发革命行为 (revolution), 其中 P_M 为 detector 已经移动步数 $step$ 的减函数 $P_M = P_M(step)$, 如图 2 所示, 这表示 detector 为更好实现目标而改变所处的环境, detector 每移动一次, 其 $step$ 将增 1.

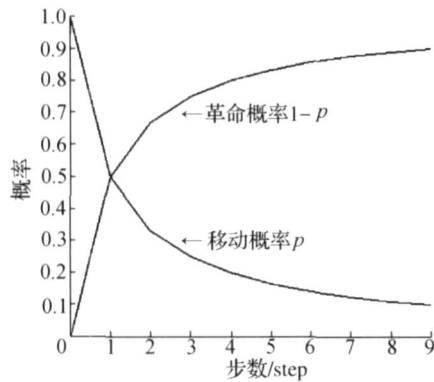


图2 移动/革命概率与步数的关系

Fig. 2 Relationship between moving/revolution probability and steps

2) 革命(revolution): 革命行为将使 detector 改变其目标为当前环境以提升能力. 当 detector 经过长时间的移动仍然未找到使其 $ability_i > A$ 的像素时, detector 进行革命的可能性越来越大, 即 detector 将以一定的概率 $1 - P_M$ 触发革命行为, 而以概率 P_M 继续移动, 以忠实原有目标. 革命行为实质上是 detector 更好地适应环境而进行的一种自学习行为, 这正如自然界中的常见规律: 当无法改变环境时, 就改变自己, 这类似于 GA 中的变异算子. 移动和革命行为两者反应了 detector 在进化和学习间保持一种平衡^[8].

3) 定居(inhabit): 发生条件为 $ability_i > A$, 表示 detector 的目标和环境保持很高的一致, 即 detector 的目标得以实现, 从而 detector 占据该位置并失去活性, 实现对像素的标记. 并且 detector 的繁殖与移动向量 (U, Q) 将用达到目标前的移动方向进行更新, 即

$$u_h^{t+1} = \frac{u_h^t + 1}{1 + 1},$$

$$q_h^{t+1} = \frac{q_h^t + 1}{1 + 1}.$$

式中: $= \begin{cases} 1, & \text{(if 在 } h \text{ 方向上达到目标),} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$ 为方向更新的力度大小.

4) 繁殖(breed): 发生条件同 3), 即找到目标区域的定居 detector, 根据其此时的繁殖向量 U 在各个方向上复制出 B 个下一代 detector, U_h 方向权重越大, 该方向上复制的 detector 越多, 下代 detector 的属性将继承自父 detector, 以继续搜索同类区域, 这种搜索是有偏的, 反映出进化行为, 繁殖行为类似于 GA 中的选择算子.

5) 竞争(compet): 当 Agent 由于移动、繁殖等行为而到达一个已有 Agent 存在的像素时将触发二者的竞争行为, 此时向管理 Agent (monitor) 提交冲突申请, monitor 将按照一定的法则 (如根据能量大小) 进行协调, 使得竞争获胜的 Agent 占据该像素, 而竞争失败的 Agent 将被从图像中删除. 这反映了自然界中不同类型的系统间的竞争关系, 竞争行为主要发生在图像的边界区域.

6) 死亡(dead): 设 Agent 的最大生命值为 S , 则 2 种情况会导致 detector 死亡, a) detector 的移动导致其生命值减少, 当移动步数 $step > S$, 意味着 detector 在生命期中仍未找到目标区域, 则会死亡, b) detector 由于竞争失败而死亡, 死亡的 detector 会从图像中删除.

Agent 的 6 种行为涉及 3 个主要参数: 能力阈值 A 、移动步数阈值 S 、繁殖下一代 Agent 的个数 B . 这 6 种行为间的关系如图 3.

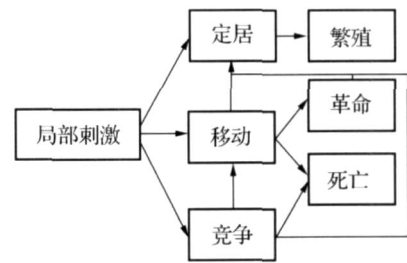


图3 detector 行为间的关系

Fig. 3 Relationship between detector s behaviors

3 管理 Agent

detector 的特征检测是局部化的, MAS 的演化是不确定的. 管理 Agent, 简称 monitor, 用于从更高层次监控 detector 的行为并在恰当的時刻给予协调.

monitor 的任务是:

1) 冲突消解. 当具有不同目标的多个 detector 试图占据同一个图像像素时产生冲突, monitor 需要根据一定的判决规则消解冲突. 本文采用了基于能力的判决, 即认为能力 $ability$ 大的 detector 获胜, 其他竞争 detector 则由于失败而死亡.

2) 对所有 detector 的目标进行协调, 这种协调的结果产生了 detector 所属的类别, 对应于图像的一种分割结果. 具体过程为: monitor 根据当前 $ability > A$ 的所有 detectors 的目标进行目标的合并和修正, 对 detector 的目标进行更新. 有 2 种可行的方

法:

自动合并,根据度量准则将接近的 detector 的目标 goal 与类别属性 ($M D$) 进行合并并对相应的 detector 进行目标修正及类别属性修正,即满足条件 $M_i - M_c < M$ 及 $D_i - D_c < D$ 时,对 $(M_i D_i)$ 、 $(M_c D_c)$ 进行更新:

$$M = \frac{1}{2} (M_i + M_c),$$

$$D = \max(D_i, D_c).$$

式中: $(M_i D_i)$ 为 detector 的目标, $(M_c D_c)$ 为类别 c 的均值和方差, M, D 为合并阈值,由用户指定. monitor 并以 (MD) 作为该类别新的均值和方差. 自动合并首先针对 ability 大的 detector 进行,从而保证最可信赖的信息最先被用于创建类,而推迟对不可信赖信息的使用,充分模拟了人在进行推理解决复杂问题时的思考过程. 底层 detector 的进化、学习行为与高层 monitor 的推理行为得到了结合.

聚类分析,根据用户要求的分割类别数 k 对 detectors 的目标进行聚类分析,产生修正的目标和类别划分,并发送给相应的 detector,常见的聚类方法如 C 均值聚类,模糊 C 均值聚类等.

目标协调的结果将使所有定居 detector 被划分到对应的类别中,monitor 则记录了这些类别的均值和方差 (MD),这正对应于图像的当前分割结果.

3) 当系统稳定时,根据 detector 所属类别及在图像中的分布输出当前图像的分割结果. 一种可行的终止条件是当前后 2 次 monitor 获得的目标保持稳定,即类别数目 C 和对应的 $(M_i D_i)$ 保持不变,则认为分割结束,即 C 不变且对 $\forall C$ 满足:

$$\begin{cases} M_c^{(n+1)} - M_c^{(n)} < C_M, \\ D_c^{(n+1)} - D_c^{(n)} < C_D. \end{cases}$$

式中: C_M, C_D 为指定的稳定阈值. 另一种方案根据活动 detector 数是否为 0 判断分割是否结束,本文采用了后一种方案.

4 基于 MAS 的自适应图像分割

算法主要包括三大部分:系统初始化,monitor 的自治行为选择及 detector 自治的行为选择,具体框架为

输入:一个大小为 $U_1 \times U_2$ 的灰度数字图像,

输出:已标记出的各类分割区域.

// 初始化

begin

用户设定系统参数: $A, B, S, M, D,$

系统自动生成一个 monitor, monitor 初始化类别数 $C = 0$

// 生成 detector

monitor 在 $U_1 \times U_2$ 上生成一定数量的初始 detector, 保证没有一个像素上有超过 1 个的 detector, 并置 $goal_i < -sense_i$, 并置各 detector 的 (U, Q) 在 8 个方向上均匀分布

while true

// 结束条件判断

if 系统稳定 || 超过循环次数 then

根据当前定居 detector 位置及所属类别输出各类分割区域

break;

endif

// 冲突消解

if monitor 检测到 $detector_i$ 与 $detector_j$ 冲突 then

根据能量原则选择 i 与 j 中能量大的获胜 endif

// 目标合并和更新

for each habit detector

if monitor 找到类别 c 满足自动合并条件 then

monitor 将 detector 合并到类别 c 中, 并更新类别 c 的属性

else

monitor 新建类别 c 并置该类别的 (MD) 为该 detector 当前目标, 即 $(MD) < -goal$

endif

endif

endfor

// 行为选择

for each active detector

if ability $> A$ then

执行定居及繁殖行为, 根据繁殖向量 U

产生新一代 detector

else

if step $> S$ then

detector 死亡

else

根据步数计算 P_m , 随机生成概率 P

if $P > P_m$ then

根据移动向量 Q 计算移动目标位置

if 目标位置处已有 detector then 向 monitor 提交冲突申请

else

```
detector 移动到目标位置 ,并置 step = step + 1
endif
else
    detector 执行革命行为 ,改变目标为局部感知 ,以提升 ability
endif
endif
endif
endfor
endwhile
end
```

5 实验结果及分析

本实验利用了一系列医学图像进行验证. 其中 monitor 采用了自动合并和基于能力的冲突消解策略. 图 4 为 256 ×256 的原始大脑灰度图像 ,其中包含 4 类区域 :背景、灰质、白质及脑髓液. 用于该图像分割的参数如表 1.

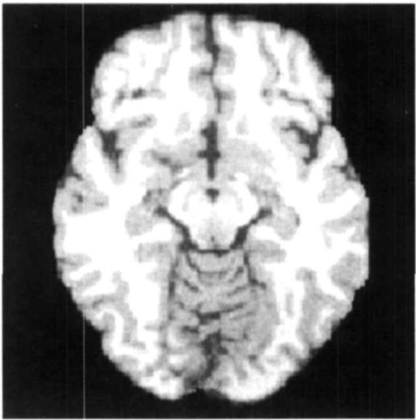


图 4 用于分割的大脑图像
Fig. 4 Brain image used for segmentation

表 1 用于分割的参数
Table 1 Parameters used for segmentation

参数	参数值
初始 detector 数	5 000
<i>A</i>	0. 01
<i>B</i>	4
<i>S</i>	4
<i>M</i>	60
<i>D</i>	50
	0. 2

经过 76 代运行后 ,MAS 系统收敛 ,活动 detector 数为 0 ,所有定居 detector 被划分到 4 类中. 分割过程中的总活动 detector 数变化如图 5 ,可见在 30 代时曲线已几乎收敛. 各类别的定居 detector 数的变化如图 6.

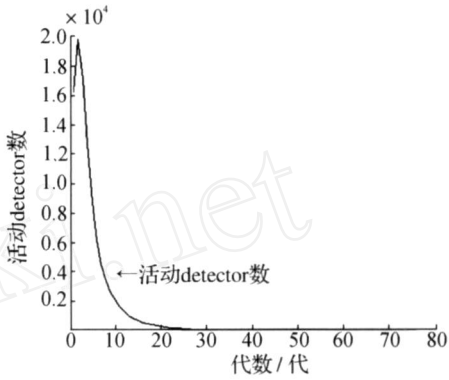


图 5 活动 detector 数的变化
Fig. 5 Number of active detectors

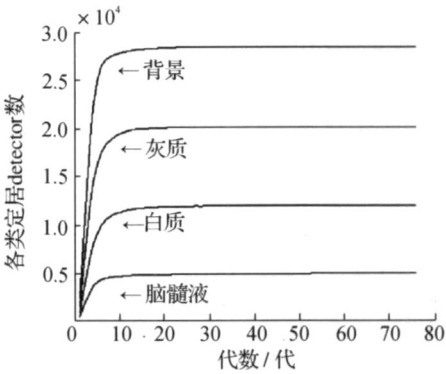
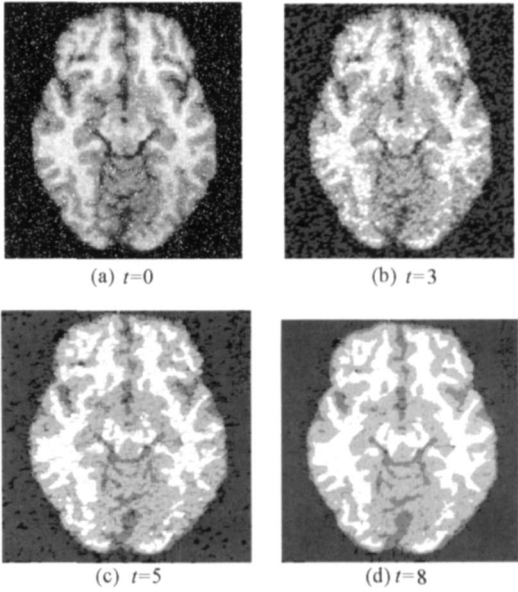


图 6 各类定居 detector 数的变化
Fig. 6 Number of inhabit detectors of different classes

图像分割的动态过程如图 7 所示 ,表示不同代数 *t* 时定居 detector 的分布.



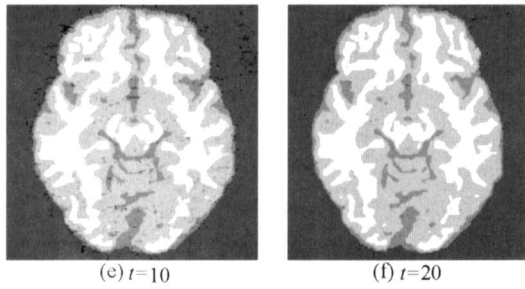


图 7 定居 detector 分布的演化
Fig. 7 The evolution of inhabit detector

从图中看出初始无差异的 Agent 如何通过自适应行为产生各自目标,使得图像同类特征被快速抽取,组织边界特征则延迟通过竞争标记而得到,最终完成图像的分割. 图像的最终分割结果如图 8 所示,分别对应于背景和 3 种组织:灰质、白质及脑髓液.

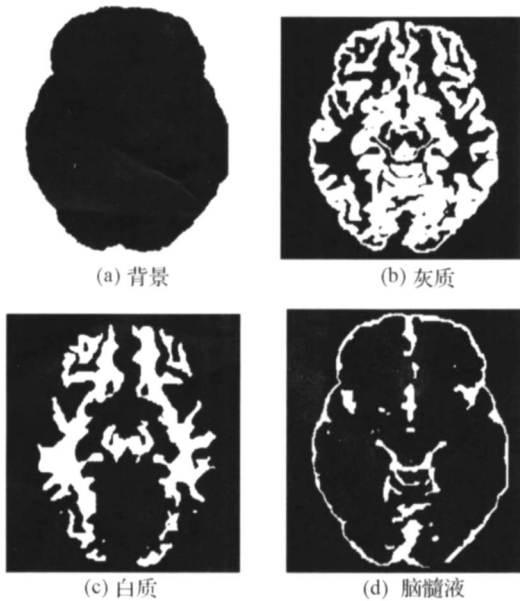


图 8 最终分割结果
Fig. 8 The final segment results

本文的方法与文献[3]相比,文献[3]分割一类组织需要指定 14 个参数,分割 n 类则需要 $14 \times n$ 个参数,并需将系统分别运行 n 次,本方法在 8-邻域的前提下,只需指定 7 个参数,且与分割类别个数无关,大大降低了参数设置上的复杂度,并且一次运行即可完成所有类别的分割. 与传统方法如 c 均值聚类相比,由于其需要指定分割类别数,故使用受到约束,本方法的分割类别数通过系统不断演化趋于稳定而涌现^[9]形成,反映了系统的自适应性本质,因而具有更广阔的应用前景.

6 结束语

受自然界中存在大量均衡系统的启发,提出了

一种基于 MAS 的自适应图像分割方法,模仿了竞争和扩张过程,MAS 演化的平衡即代表了分割图像的形成. 采用了分层 MAS 结构,底层特征检测 Agent 的进化、适应行为使得大块同类特征被快速搜索到,边界特征处则进行竞争标记,高层管理 Agent 的引入控制了特征的高层属性,并对底层 Agent 进行协调,使得 MAS 演化更加高效和鲁棒. 实验证实了该方法的有效性.

参考文献:

[1] WOOLDRIDGE M, JENNINGS N R. Intelligent Agents: theory and practice[J]. The Knowledge Engineering Review, 1995, 10(2): 115 - 152.

[2] WOOLDRIDGE. 多 Agent 系统导引[M]. 石纯一,译. 北京:电子工业出版社,2003.

[3] LIU J, TANG Y Y. Adaptive image segmentation with distributed behavior-based Agents [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1999, 21(6): 544 - 551.

[4] 刘俊义, 王润生. 利用分布式主动智能体检测灰度图像的对称轴[J]. 软件学报, 2002, 13(7): 1238 - 1241.

LIU Junyi, WANG Runsheng. Using distributed active Agents to detect the symmetry axes in gray images [J]. Journal of Software, 2002, 13(7): 1238 - 1241.

[5] GUESOUM Z, BRIOT J P, CHARPENTIER S, MARIN O, SENS P. A fault-tolerant multi-Agent framework[A]. AAMAS[C]. [s.l.], 2002.

[6] 程显毅. Agent 计算[M]. 哈尔滨:黑龙江科学技术出版社, 2003.

[7] 钟伟才, 刘 静, 刘 芳, 焦李成. 组合优化多智能体进化算法[J]. 计算机学报, 2004, 27(10): 1341 - 1353.

ZHONG Weicai, LIU Jing, LIU fang, JIAO Licheng. Combinatorial optimization using multi-Agent evolutionary algorithm[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(10): 1341 - 1353.

[8] LIU Jiming. 多智能体原理与技术[M]. 靳小龙, 张世武, LIU Jiming,译. 北京:清华大学出版社, 2003.

[9] HOLLAND J H. 涌现——从混沌到有序[M]. 陈禹,译. 上海:上海科技教育出版社, 2001.

作者简介:



陈小波,男,1982 年生,助教,主要研究方向为模式识别、多 Agent 系统.
E-mail:xbchen82@yahoo.com.cn.



程显毅,男,1956 年生,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、多 Agent 系统. 发表论文 70 多篇,参与或主持课题多项,主要学术专著《Agent 计算》.