

基于粒子群优化算法和改进的 Snake 模型的图像分割算法

王科俊, 郭庆昌

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 基于活动轮廓 (Snake) 模型的目标轮廓提取是图像分割中一种重要的方法. 为了克服传统 Snake 模型在图像分割中不能向凹处收敛和收敛不准确的缺点, 提出了一种粒子群优化算法与改进的 Snake 模型相结合的图像分割算法. 改进的 Snake 模型, 即在传统的 Snake 模型的基础上增加了一个向心能量, 增加此能量可以使初始化曲线向目标的凹处收敛. 又由于粒子群优化算法具有获得全局最优的能力, 可以使曲线能更准确地收敛到目标的边界. 通过实验证明此方法可以取得很好的分割效果.

关键词: Snake 模型; 图像分割; PSO 算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2007)01-0053-06

Image segmentation algorithm based on the PSO and improved Snake model

WANG Ke-jun, GUO Qing-chang

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Getting the contour of an object according to the Snake model is an important method in the image segmentation. Because traditional Snake model cannot reach the concave of the object and the result of convergence is not accurate, an image segmentation algorithm based on the PSO and improved Snake model is proposed. The improved Snake model is generated by adding centripetal energy to traditional Snake model. The curve can reach the concave of the object because of the centripetal energy. Because the PSO has the ability of getting the global optimization, the curve can exactly reach the edge of the object. It is proved by experiment that preferable image segmentation result is gotten based on the algorithm.

Keywords: Snake model; image segmentation; PSO algorithm

图像分割是图像处理的一项关键技术, 迄今为止已经提出了许多图像分割方法. 这些方法虽然简单, 但对噪声敏感并且很难得到连续的边界. 于是基于轮廓变化的形变模型近年来在图像分割中得到了广泛的应用. 目前常见的图像分割模型有 2 种: 基于参数的模型和基于几何特性的模型. Snake 模型就是一种基于参数的模型, 它在 1987 年由 Kass^[1] 提出, 被用于跟踪人脸嘴部的运动. 而且 Snake 模型^[2-5] 也是一种动力学模型, 首先在目标周围定义一条带有能量的初始化曲线, 在曲线本身内部能量

和外部能量的共同作用下最后使曲线收敛到目标的真实轮廓, 此时曲线的能量最小. 然而, 传统的 Snake 模型有许多局限性, 不能向凹处收敛, 易陷入能量局部极值. 针对传统 Snake 模型存在的这些缺点, 有不少文献已经提出了改进的方法, 如 Cohen 引入了膨胀力^[6], 从而保证了 Snake 的收敛性; Xu 等提出了梯度向量流 (gradient vector flow, GVF) Snake 模型^[7], 该模型对图像梯度场逼近构造了一种新的外力, 通过严格地在内力和外力的作用下达到平衡时来得到目标边缘. 陈允杰、张建伟提出了遗传算法在 Snake 模型中的应用^[8], 此算法虽然提高了传统 Snake 模型的分割精度, 但是对有凹处目标

收稿日期: 2006-07-22.

的分割效果并不理想.

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)^[9] 是一种模拟鸟群飞行的仿生算法, 有着个体数目少, 计算简单, 鲁棒性好等优点, 而且是一种高效的全局最优化的搜索方法.

于是文中根据以上分析提出了一种基于 PSO 和改进的 Snake 模型相结合的图像分割算法. 此算法不仅较好地解决了传统 Snake 分割算法不能向凹处收敛和易进入局部最优的缺点, 而且也保持了传统 Snake 模型几何拓扑的性质, 并且很好地提高了图像分割的精度.

1 传统 Snake 模型

活动轮廓模型的基本方法是首先在图像中目标的周围设置一条封闭曲线, 然后在内部能量和外部能量的共同作用下使曲线向合适的位置移动并且不断更新曲线能量, 曲线最后到达目标的轮廓, 此时曲线能量最小.

曲线能量函数是内部能量和外部能量的加权和. 内部能量可由曲线形状得到, 而外部能量则从图像中得到.

传统 Snake 模型的离散化表示如下:

$$E = \sum_{i=1}^n [E_{\text{int}}(i, k) + E_{\text{ext}}(i, k)]. \quad (1)$$

式中: $E_{\text{int}}(i, k)$ 表示图像在第 k 次迭代点 i 的内部能量, 此能量一般由弯曲能量和连接能量表示. $E_{\text{ext}}(i, k)$ 表示图像在第 k 次迭代点 i 的外部能量, 一般由图像的梯度表示.

式(1)的分解式为

$$E = \sum_{i=1}^n [E_{\text{curve}}(i, k) + E_{\text{connect}}(i, k) + rE_{\text{image}}(i, k)]. \quad (2)$$

式中: $E_{\text{connect}}(i, k)$ 表示曲线在第 k 次迭代点 i 处的弯曲能量, $E_{\text{curve}}(i, k)$ 表示曲线在第 k 次迭代点 i 处的连接能量, $E_{\text{image}}(i, k)$ 表示曲线第 k 次迭代点 i 处的图像能量, n 表示曲线上离散点的个数. 这里 $E_{\text{curve}}(i, k) + E_{\text{connect}}(i, k)$ 相当于式(1)中的内部能量 $E_{\text{int}}(i, k)$. $E_{\text{image}}(i, k)$ 相当于式(1)中的外部能量 $E_{\text{ext}}(i, k)$.

$E_{\text{connect}}(i, k)$ 相当离散点间的一阶微分, 表示活动曲线长度的变化率, 主要控制曲线在收敛时的连续性. 由于系数 r 可以控制活动曲线的收缩速度, 系

数的值越大曲线的收缩速度越快, 所以称为弹性系数.

$E_{\text{curve}}(i, k)$ 表示离散点间的二阶微分的平方和, 表示曲线的曲率变化率, 主要控制活动曲线向目标移动. 而系数 r 控制着活动曲线向目标变化的速度. 这一项使得活动曲线的运动就如同一条刚体绳子的运动, 它可以使活动曲线在运动的过程中保持光滑性. 由于当 r 值较大时活动曲线就会变得很僵硬而不容易发生弯曲, 而当 r 值较小时则活动曲线会变得很柔软易于形变, 所以称为强度系数.

$E_{\text{image}}(i, k)$ 是初始化曲线收敛到真实边界的最重要判断条件. 在边界处曲线的图像能量很大, 而在非边缘处图像能量较小, 所以为了使曲线收敛到目标的边缘时能量最小, $E_{\text{image}}(i, k)$ 常取负值, r 为图像力系数, 并且 r 相对 E_{connect} 和 E_{curve} 较大.

2 改进的 Snake 模型

为了克服传统 Snake 算法在图像分割中的缺点, 文中对传统算法进行了改进, 即增加了一个可以使曲线向凹处收敛的向心能量.

改进的 Snake 模型表示如下:

$$E = E_{\text{int}} + \int (s) E_{\text{ext}} + \int (s) E_{\text{center}} ds. \quad (3)$$

式(3)的分解式为

$$E = \int (s) E_{\text{connect}} + \int (s) E_{\text{curve}} + \int (s) E_{\text{image}} + \int (s) E_{\text{center}} ds. \quad (4)$$

式(4)的离散化形式如下:

$$E = \sum_{i=1}^n [(i) E_{\text{connect}}(i, k) + (i) E_{\text{curve}}(i, k) + r(k) E_{\text{image}}(i, k) + (i) E_{\text{center}}(i, k)]. \quad (5)$$

式中: i 表示曲线的第 i 个点, k 表示曲线的迭代次数, 如 $E_{\text{connect}}(i, k)$ 表示第 k 次迭代点 i 处的连接能量, 其他能量表示类似, n 为曲线上离散点的个数.

下面将结合图 1 对式(5)中的各项进行详细的说明. 图 1 中 p 为选定的目标内一点, i 为当前运动的点, 点 i 的作用范围为 i 点周围 5×5 个点 (包括 i , 作用范围可以根据图像进行调整) 以 s 表示, 点 $i-1$ 和 $i+1$ 为点 i 的 2 个相邻点, i 为 s 范围内任意点. 实线为收敛曲线, 虚线表示各点之间的连接关系.

2.1 连接能量

连接能量 E_{connect} 的表示形式为

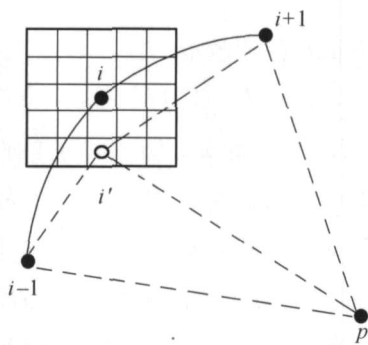


图 1 点运动示意图

Fig 1 Sketch map of dot moving

$$E_{\text{connect}}(i, k) = \frac{(|\text{avg}(k) - \text{dis}_{i, i-1}(k)| - \min(k))}{\max(k) - \min(k)} \quad (6)$$

$$\text{dis}_{i, i-1} = \sqrt{(v_{i,x} - v_{i-1,x})^2 + (v_{i,y} - v_{i-1,y})^2}.$$

$$\max(k) = \max(|\text{avg}(k) - \text{dis}_{i, i-1}(k)|).$$

$$\min(k) = \min(|\text{avg}(k) - \text{dis}_{i, i-1}(k)|).$$

$$\text{avg}(k) = \text{dis}_{i, i-1} / N.$$

式中: s 为当前运动点 i 周围 5×5 区域, $\text{avg}(k)$ 为在第 k 次迭代中 s 内所有点到点 $i-1$ 的平均距离, i 为 s 中任意点, N 为 s 中点的个数, $\text{dis}_{i, i-1}(k)$ 为在第 k 次迭代中 s 范围内任意点与点 $i-1$ 的距离, v 表示曲线上的点, $\max(k)$ 为在第 k 次迭代中 s 内所有点与点 $i-1$ 的距离的最大值; $\min(k)$ 为在第 k 次迭代中 s 范围内所有点与点 $i-1$ 的距离的最小值。

2.2 弯曲能量

弯曲能量 $E_{\text{curve}}(i, k)$ 表达式为

$$E_{\text{curve}}(i, k) = \frac{((v_{i-1}(k) - v_i(k)) - (v_i(k) - v_{i+1}(k)) - \min(k))}{\max(k) - \min(k)} \quad (7)$$

$$\max(k) = \max((v_{i-1}(k) - v_i(k)) - (v_i(k) - v_{i+1}(k))).$$

式中: $v_{i-1}(k)$ 和 $v_{i+1}(k)$ 为在第 k 次迭代中点 i 的 2 个连接点, s 为点 i 周围 5×5 区域, $v_i(k)$ 为 s 范围内任意点. $\max(k)$ 为第 k 次迭代中 s 范围内所有点与点 $i-1$ 和点 $i+1$ 之间差分的最大值; $\min(k)$ 为在第 k 次迭代中 s 内所有点与点 $i-1$ 和点 $i+1$ 之间差分的最小值。

2.3 图像能量

文中采用的图像能量表达式为

$$E_{\text{image}}(i, k) = \frac{(-G(i, k) * \nabla I(i, k) - \min(k))}{\max(k) - \min(k)} \quad (8)$$

$$\max(k) = \max(-G(i, k) * \nabla I(i, k)).$$

$$\min(k) = \min(-G(i, k) * \nabla I(i, k)).$$

式中: $G(i, k)$ 为第 k 次迭代点 i 处的高斯值, $\nabla I(i, k)$ 为第 k 次迭代点 i 处的图像梯度. s 为点 i 周围 5×5 区域, $\max(k)$ 为第 k 次迭代 s 范围内图像能量的最大值, $\min(k)$ 为第 k 次迭代 s 范围内图像能量的最小值。

图像经过高斯平滑后,可以使图像能量的作用范围加大,使曲线更易于收敛,而且可以降低图像噪声的干扰.但同时也降低了曲线的收敛精度,可能产生过收敛现象.于是文中首先用改进的 Snake 模型拟合目标的边缘,然后用 PSO 在拟合曲线的周围搜索,得到准确的目标边界。

2.4 向心能量

向心能量 $E_{\text{center}}(i, k)$ 表达式为

$$E_{\text{center}}(i, k) = \frac{(v_i - p - \min(k))}{\max(k) - \min(k)} \quad (9)$$

$$\max(k) = \max(v_i - p).$$

$$\min(k) = \min(v_i - p).$$

式中: $v_i - p$ 为 s 范围内任意点到 p (目标内开始选定的点) 的距离; $\min(k)$ 为 s 范围内任意点到 p 的最小距离; $\max(k)$ 为 s 范围内任意点到 p 的最大距离. (i) 为向心能量系数。

向心能量不仅可以使曲线向凹处收敛并且可以加快曲线的收敛速度。

3 粒子群优化算法

粒子群算法由 Kennedy 和 Eberhart^[10] 在 1995 年提出,该算法模拟鸟集群飞行觅食的行为,通过鸟之间的集体协作使群体达到最优目的. PSO 算法属于进化算法的一种,和遗传算法类似,它也是从随机解出发,通过迭代寻找最优解,它也是通过适应度来评价解的品质.但是它没有遗传算法的“交叉”(Crossover)和“变异”(Mutation)操作,而是通过追随当前搜索到的最优值来寻找全局最优.在 PSO 系统中,每个备选解被称为一个“粒子”(particle),多个粒子共存、合作寻优,每个粒子根据它自身的“经验”和粒子群的最佳“经验”在问题空间中向更好的位置“飞行”,搜索最优解。

PSO 算法数学表示如下:

设搜索空间为 D 维,总粒子数为 n . 第 i 个粒子

位置表示为向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$; 第 i 个粒子运动中的最优位置为 $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$, 式中第 g 个粒子最优位置 P_g 为所有 $P_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 中的最优; 第 i 个粒子的位置变化率即速度向量为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. 每个粒子的位置按如下公式进行变化:

$$v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c_1 \cdot \text{rand}(t) \cdot (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \cdot \text{rand}(t) \cdot (p_{gd}(t) - x_{id}(t)). \quad (10)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (1 \leq i \leq n, 0 \leq d \leq D). \quad (11)$$

式中: c_1, c_2 为正常数, 称为加速因子; $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; w 称惯性因子, w 较大适于对解空间进行大范围搜索, w 较小适于进行小范围搜索. 第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 的位置变化范围为 $[-X_{\max_d}, X_{\max_d}]$, 速度变化范围为 $[-V_{\max_d}, V_{\max_d}]$, 迭代中若位置和速度超过边界范围则取边界值. Maurice 等对上述参数进行了分析, 给出了 PSO 算法收敛的参数条件^[11].

粒子群初始位置和速度随机产生, 然后按式 (10)、(11) 进行迭代, 直至找到满意的解.

PSO 算法可用伪代码表示如下:

初始化粒子群;

Do

For 每个粒子

计算其适应度;

If (适应度优于粒子历史最佳值)

用值更新历史个体最佳 P ;

End

选取当前粒子群中最佳粒子;

If (当前最佳粒子优于群历史最佳粒子)

用当前群最佳粒子更新;

For 每个粒子

按式 (10) 更新粒子速度;

按式 (11) 更新粒子位置;

End

While 最大迭代数未达到或最小误差未达到.

近几年的研究和实践表明, PSO 在多维空间多峰问题寻优、动态目标寻优方面有着速度快、解质量高、鲁棒性好等优点.

4 应用粒子群的 Snake 模型

4.1 Snake 曲线的粗收敛

首先用文中所提的改进的 Snake 模型进行目标轮廓的粗收敛, 由于在图像能量和向心能量的作用下, 此收敛曲线可能产生过收敛 (收敛位置在目标真实边界内侧), 由于图像本身的特点有时也可能产生欠收敛 (收敛位置在目标真实边界外侧). 但是通过粗收敛不仅可以减少基于粒子群 Snake 算法的计算量, 而且可以为粒子的初始化进行很好的定位.

4.2 初始粒子的选取

1) 基于 4.1 粗收敛的曲线, 在曲线上选取间隔大致相同的 n 个离散点 $\{v_0, v_1, \dots, v_{n-1}\}$. 在点 v_i 和点 P (目标内一点, 大约在形心附近) 的连线上取 m 个点 $w_{i,0}, w_{i,1}, \dots, w_{i,m-1}$ (式中包含 $\{v_0, v_1, \dots, v_{n-1}\}$), 这些点大致分部在目标边界的两侧, 如图 1 所示.

2) 选取 $w_{0,j}, w_{1,j}, \dots, w_{n-1,j} (0 \leq j \leq m-1)$ 作为粒子.

3) 重复 2) m 次, 共得到 m 个粒子, 每个粒子所含的点数都相同.

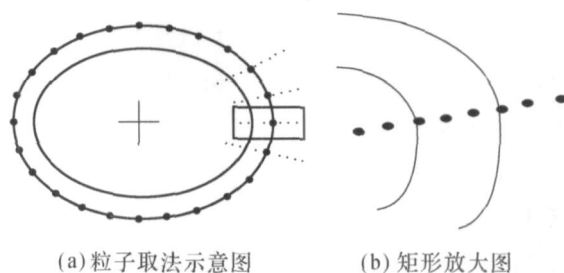


图2 粒子取法示意图

Fig. 2 Sketch map of selecting particle

4.3 适应度函数

目标函数选择传统 Snake 模型的能量函数, 使其极小化:

$$E = \sum_{i=1}^n [E_{\text{curve}}(i, k) + E_{\text{connect}}(i, k) + rE_{\text{image}}(i, k)].$$

通过不断迭代选取出使上式值最小的粒子, 作为曲线收敛的最后结果.

主要根据以下 2 点选择传统 Snake 模型的能量函数作为适应度函数:

1) 经过改进的 Snake 模型收敛后,曲线已经在目标真实边界的附近,此时已经不存在曲线向凹处收敛的问题.

2) 图像经高斯平滑后可能使曲线过收敛,所以适应度函数中采用图像的一阶梯度作为图像能量.

4.4 算法的实现

1) 首先计算初始 M 个粒子能量 $E_j (j = 0, 1, \dots, m - 1)$, 取能量最小的作为初始能量值 (也就是适应度的值), 将此值赋给 $p_{gd}(t)$ 作为初始全局最优.

2) 用式 (10)、(11) 更新每个粒子的位置, 如果 v 、 x 超过其范围取边界值.

3) 计算每个粒子的适应度值.

4) 如果某个粒子的当前值优于此粒子的历史最优值, 则将当前值作为此粒子的历史最优值, 当前位置为此粒子的历史最优位置 $p_{id}(t)$.

5) 比较所有粒子的最优位置, 选取出最优的一个作为 $p_{gd}(t)$.

6) 当迭代一定次数后, 适应度值和 $p_{gd}(t)$ 都趋于一定值, 将 $p_{gd}(t)$ 作为最后的收敛结果.

5 实验结果及分析

实验 1: 通过对比度较大、无噪声的图 3 验证了本算法的有效性. 在粗收敛时各能量系数为 1, 0.6, 2.5, 1.2. 在用 PSO 精确收敛时适应度方程中各能量系数为 1, 0.6, 2.5. 应用传统 Snake 模型收敛时各能量系数为 1, 0.8, 2.

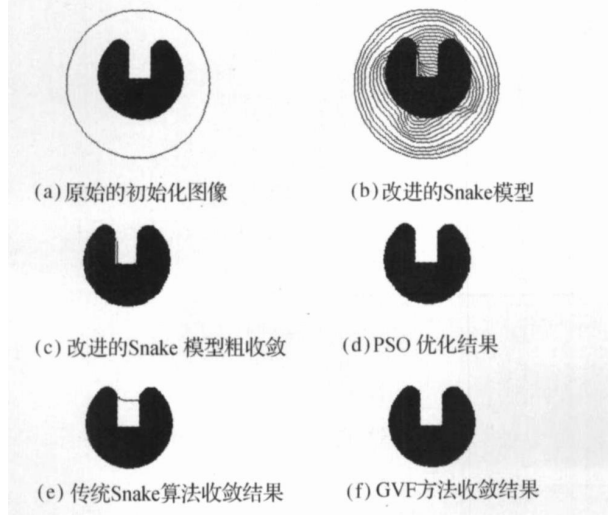


图 3 实验 1

Fig. 3 Experiment one

实验 2: 通过较复杂的大脑图像 (图 4) 验证了本算法的有效性. 从拟合的图像中可以很清楚的看出本算法的拟合结果更加准确. 在图 3 中, 在粗收敛时各能量系数为 1, 1, 5, 0.3. 在用 PSO 精确收敛时适应度方程中各能量系数为 1, 1, 2. 应用传统 Snake 模型收敛时各能量系数为 1, 0.8, 3.

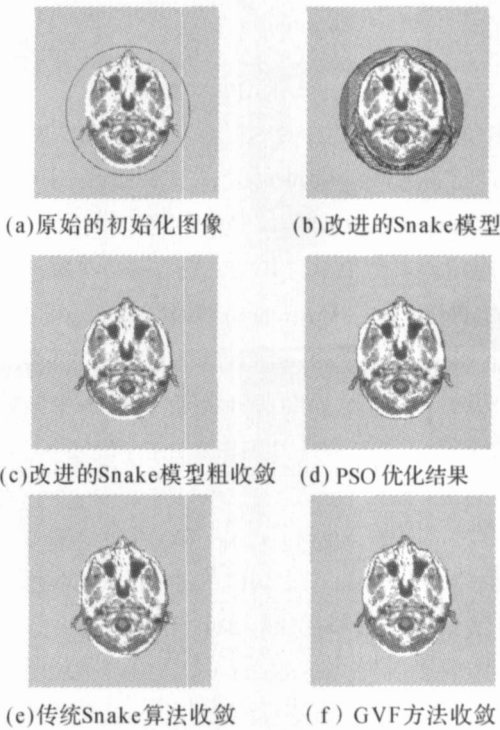


图 4 实验 2

Fig. 4 Experiment two

实验结果分析:

- 1) 改进 Snake 模型使曲线较好地收敛到被拟合目标的凹处, 但是在边界处不是很准确;
- 2) 本算法得到更加准确的边界;
- 3) 传统 Snake 无法收敛到目标的边界;
- 4) GVF 也可以很好地收敛到目标的凹处, 但易过收敛.

6 结束语

从以上的理论分析和试验结果中可以很清楚地看出本算法收敛的准确性. 充分地利用了 PSO 具有全局搜索能力和改进的 Snake 模型具有向凹处收敛的能力, 使初始化曲线可以很准确地收敛到目标的边界. 但是本算法仍存在需要改进的地方: 能量方程中的能量系数需人为设定, 对噪声很大的图像收敛结果不是很准确, 这些将在以后的工作中完成.

参考文献:

- [1] KASS M, WITKIN A, TERZOPULOS D. Snakes: active contour models[A]. In: Proceeding of the First International Conference on Computer Vision[C]. London, 1987.
- [2] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. Int J Computer Vision, 1988, 1(4): 321 - 331.
- [3] TSECHPENAKIS G, RAPANTZIKOS K, TSAPATSOULIS N, KOLLIAS S. A snake model for object tracking in natural sequences[J]. Signal Processing: Image Communication, 2004, 19(3): 219 - 238.
- [4] PENG J, ZHANG D, LIU Y. An improved Snake model for building detection from urban aerial images[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(5): 587 - 595.
- [5] 邱书波, 王化祥, 梁志伟. 一种新的 B-Snake 算法在目标轮廓跟踪中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5): 585 - 589.
- QIU Shubo, WANG Huaxiang, LIANG Zhiwei. Tracking object contour using a novel b-Snake algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5): 585 - 589.
- [6] COHEN L D. On active contour models and balloon[A]. CV GIP, 1991, 53(2): 211 - 218.
- [7] XU C, PRINCE P L. Snakes, shapes and gradient vector flow[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 1(7): 359 - 369.
- [8] 陈允杰, 张建伟. 遗传算法在 Snake 模型中的应用[J]. 计算机应用, 2004, 24(5): 80 - 81, 84.

CHEN Yunjie, ZHANG Jianwei. Genetic algorithms applied in snake model[J]. Computer Applications, 2004, 24(5): 80 - 81, 84.

[9] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C]. Perth, 1995.

[10] EBERHART R C, SHI Y. Particle swarm optimization developments, applications and resources[A]. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway, 2001.

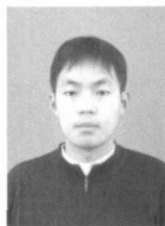
[11] MAURICE C, KENNEDY J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58 - 73.

作者简介:



王科俊, 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为模式识别与智能系统. 中国人工智能学会理事, 参加并完成的科研项目中获得部级科技进步二等奖 2 项, 三等奖 3 项, 省高校科学技术一等奖 1 项、二等奖 1 项. 获国家版权局软件著作权登记 1 项.

E-mail: wangkejun@hrbeu.edu.cn.



郭庆昌, 男, 1979 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与智能系统、图像处理.