

基于内分泌思想的改进粒子群算法

陈得宝¹, 李 庆², 李 群¹, 李 峥¹

(1. 淮北煤炭师范学院 物理与电子信息学院, 安徽 淮北 235000;

2. 安徽商贸职业技术学院 计算机系, 安徽 芜湖 241003)

摘 要: 借鉴神经系统和内分泌系统对行为的高级调节作用, 结合传统粒子群算法的原理, 设计一种新的改进粒子群算法, 充分考虑粒子周围的环境, 引入内分泌调节项, 对粒子的飞翔方程进行修改, 达到改善粒子群算法的性能。为验证算法的有效性, 将其与 Dijkstra 算法结合, 实现机器人全局路径规划。结果表明, 此方法比传统粒子群算法有较好的性能。

关键词: 机器人; 路径规划; 内分泌粒子群算法; 神经系统

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)10-0061-03

An Improved Particle Swarm Algorithm Based on Endocrine Idea

CHEN De-bao¹, LI Qing², LI Qun¹, LI Zheng¹

(1. Dept. of Physics and Electronic Info., Huaibei Coal Industry Teachers College, Huaibei 235000, China;

2. Dept. of Computer, Anhui Business College of Vocational Technology, Wuhu 241003, China)

Abstract: An improved particle swarm optimization algorithm, which is based on the regulation principle of neural system and endocrine system to behavior of biology, is proposed in the paper. The environment around swarms and incretion factors are used to modify the updating equations of particle swarm, and the performance of particle swarm optimization is improved. In order to indicate the effectiveness of the proposed algorithm, the simulation experiment for global path planning of robot with combination with Dijkstra algorithm is presented. The results indicated that proposed algorithm has better performance than conventional particle swarm algorithm.

Key words: robot; path planning; endocrine particle swarm algorithm; neural system

0 引言

粒子群算法是 Eberhart 博士和 Kennedy 博士根据鸟类捕食原理在 1995 年提出的一种随机智能优化方法^[1], 同其它的进化计算方法相比, 不需要象交叉、变异这样一些操作, 操作简单, 易于实现, 计算量小, 更易于在工程中应用。但粒子群算法也具有局部收敛, 进化后期收敛速度较慢等缺点。为改善算法的性能, 近些年来许多学者对改善算法的性能提出了一些解决方案并取得一定的效果, 如随机惯性权粒子群算法^[2], 带约束因子的粒子群算法^[3], 繁殖和子群的粒子群算法^[4], 高斯变异的粒子群算法^[5], 这些方法都在一定的程度上对算法的性能有所改善。文中从改变粒子群更新方法入手, 结合神经系统和内分泌系统对个体行为的影响原理, 在充分考虑个体周围的信息的基础上设计出一种新的粒子群更新方法。在对算法设计的基础

上, 将其与 Dijkstra 结合, 实现对机器人全局路径的准确规划。

1 内分泌系统对个体行为的调节原理

生物体的内分泌是一个非常复杂的系统, 它由内分泌腺体、内分泌细胞和相应的激素组成, 内分泌系统含有成千上万的激素产生细胞, 每一类激素都影响着机体对内外环境的反应, 同时, 一定的环境刺激也能影响不同的腺体分泌一定量的激素, 使其适应内外环境的变化, 这种变化是一种机体的自我平衡, 使个体的运动向着有利于自己适应性的方向, 增强生物体对环境的适应能力。图 1 给出了生物内分泌调节的示意图。

2 内分泌粒子群算法(EPsO)的设计

2.1 粒子群算法简介

对一个有 N 个解的解群 $x_i[d]$, $i \in [1, N]$, $d \in [1, M]$, M 为每个解的维数, $x_i[d]$ 也可看成第 i 个粒子在粒子群中的位置。对每个粒子定义一个速度矢量 $v_i[d]$, 用它来衡量粒子位置的更新, 即 $x_i[d]$ 的变化

收稿日期: 2008-01-05

基金项目: 安徽省青年教师资助计划项目(2007jql158)

作者简介: 陈得宝(1975-), 男, 安徽安庆人, 博士, 副教授, 研究方向为人工智能、进化计算和机器人等。

$\Delta x_i[d]$,速度的初始值随机生成,则对粒子群进化的第 $K+1$ 代而言,粒子位置的更新可用式(1)表示。

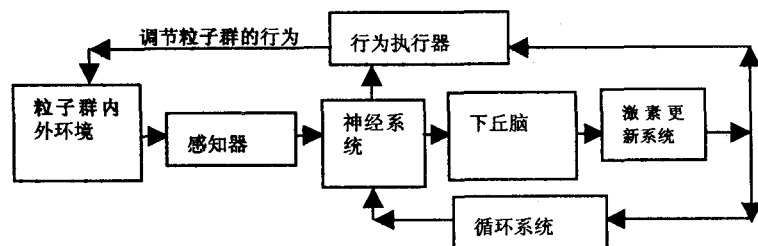


图1 内分泌神经系统调节示意图

$$X_i(K+1) = X_i(K) + V_i(K+1) \quad (1)$$

式(1)中, $X_i(K+1)$, $X_i(K)$ 分别为第 $K+1$ 时刻和第 K 时刻粒子的位置, $V_i(K)$ 为 K 时刻粒子的运动速度。参照文献[1],速度的更新方式如式(2)。

$$V_i(K+1) = w * V_i(K) + c_1 * \text{rand}(\cdot) * (X_{pbesti} - X_i) + c_2 * \text{rand}(\cdot) * (X_{gbesti} - X_i) \quad (2)$$

式(2)中, w 为加权因子,通常取 0.4 到 0.9 之间, c_1, c_2 为自定义常数, X_{pbesti} 和 X_{gbesti} 分别为系统进化到当前代第 i 个个体的最好位置和粒子群当代的最优粒子位置, $\text{rand}(\cdot)$ 为 $[0,1]$ 之间的随机数。将式(2)代入式(1)得粒子位置的更新关系如式(3)。

$$X_i(K+1) = X_i(K) + w * V_i(K) + c_1 * \text{rand}(\cdot) * (X_{pbesti} - X_i) + c_2 * \text{rand}(\cdot) * (X_{gbesti} - X_i) \quad (3)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, N$, 粒子群按照上述的过程更新自己的位置,直到找到自己最合适的位置为止。图 2 为粒子群循环排列图。

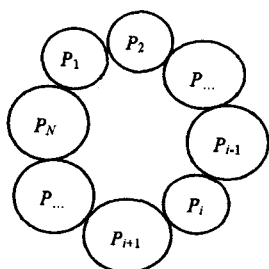


图2 粒子群循环排列图

2.2 内分泌思想粒子群算法

由基本粒子群算法的粒子位置更新关系知,在 $c_1, c_2, w, \text{rand}(\cdot)$ 参数给定后,粒子的新位置由前一时刻的位置及个体到目前为止的最优位置和当代粒子群的最优位置决定,若将当代粒子群的最优位置看成是全局的系统信息,个体到目前位置的最优位置看成是个体本身的内部信息,粒子通过神经系统很容易感觉到这两种信息。由上述分析可知,粒子群中的粒子如果仅按照式(3)来进行更新,是有一定局限性的,首先,粒子群在运动的过程中,其周围粒子的行为也一定

对其行为产生一定的影响,其次,粒子不应仅感知其它粒子的位置,对其它粒子的特性也应有感知。因此,在原始的更新方程中引入激素因子,更符合自然规律,引入激素因子后,粒子的更新方程变为:

$$X_i(K+1) = X_i(K) + w * V_i(K) + c_1 * \text{rand}(\cdot) * (X_{pbesti} - X_i) + c_2 * \text{rand}(\cdot) * (X_{gbesti} - X_i) + E_i \quad (4)$$

接下来的任务就是如何寻找到 E 的数学抽象。具体过程可描述为:设某一 N 个解的粒子群 P ,若每个粒子 P_i 为 D 维,给粒子解的每个分量都分配一个激素因子 E_i ,因此粒子可描述为 (X_{id}, V_{id}, E_{id}) , $i = 1, 2, \dots, N, d = 1, 2, \dots, D$,粒子如何根据外界信息更新激素将成为设计的关键。定义第 K 代粒子群的最大适应度为 f_{\max} ,平均适应度为 f_{avg} ,将 f_{\max} 作为粒子群的全局信息, f_{avg} 作为粒子群的平均信息,考虑优化问题,将粒子群排成一环形结构,记第 i 个粒子的适应度为 f_i ,其前后的粒子适应度记为 f_{i-1}, f_{i+1} ,粒子 N 作为第 1 个粒子的前,粒子 1 作为第 N 个粒子的后,如图 2 所示。综合上述分析,设计激素更新关系如式(5)。

$$E_i = a \tan\left(\frac{f_{\max} - f_i}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}\right) \left(\frac{\pi}{2} + a \tan\left(\frac{f_{i-1} + f_{i+1}}{2} - f_i\right)\right) \quad (5)$$

当 $f_i > f_{\text{avg}}$ 时, i 个体的性能较好,激素更新幅度变小,当 $f_i < f_{\text{avg}}$ 时, i 个体的性能较差,激素的更新幅度变大。当 $f_i > \frac{f_{i-1} + f_{i+1}}{2}$ 时,粒子的局部特性认为较好,情感因子只需要较小幅度的更新,反之,内分泌系统将分泌更多的激素,促进粒子 i 超越周围粒子,向更合适的位置移动。 $\frac{\pi}{2}$ 是为限制激素范围而设定的常数。

3 路径规划和算法实现流程

机器人的路径规划,即在一个有障碍物的环境下,寻找一条从起始点到目标点的一条无碰撞的最短行走路径。由于盲目寻找最优路径需要很长的时间,在实际中往往是不允许的,Dijkstra 算法^[6]在对环境做一定的假设的前提下,能找到机器人路径的较优解,但这种路径往往不是最优解,由于这种方法已比较成熟,在此不做详细介绍。

3.1 内分泌粒子群路径优化方法

假设由上述方法优化的路径为 $X_0, X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_g, X_0$ 为起始位置, X_g 为目标位置,寻找最优路径的方法就是要调整 X_i 的位置,使机器人的路径最

小,调整的方法见图 3。

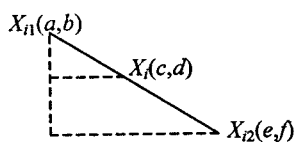


图 3 路径规划点变化关系图

$$\text{若 } \frac{|X_i - X_{i1}|}{|X_{i2} - X_{i1}|} = D_i \quad (6)$$

$$\text{则 } d = b + D_i(f - b) \quad (7)$$

$$c = a + D_i(e - a) \quad (8)$$

对每个点都进行上述操作,则由这些点可组成一条新的机器人路径,由式(6)知 $D_i \in [0,1]$,故寻找最优路径相当于寻找合适的 D_i ,因此算法编码形式为: $D_1 D_2 \cdots D_i \cdots D_n$,则 X_i 到路径点 X_k 的距离为:

$$\text{dis}(i, k) = |X_i - X_k| \quad (9)$$

因此,适应度函数可选为:

$$\text{fit}(l) = \sum_{i,k} \text{dis}(i, k) \quad (10)$$

式(10)中 $\text{dis}(i, k)$ 表示由 i 到 k ,只计算一次路径距离。

3.2 算法步骤

step1:初始化粒子群,如由 Dijkstra 算法优化过的路径有 n 个路径点,则初始粒子群可由一个 $(N \times 3n)$ 的矩阵表示。其中矩阵的前 $n/3$ 列为粒子的位置,中间 $n/3$ 列为粒子速度,后 $n/3$ 列为激素量。

step2:设置参数, c_1, c_2, c_3, c_4, G, w 的最大值 w_{\max}, w 的最小值 w_{\min} ,允许位置最大值 X_{\max} ,允许位置最小值 X_{\min} ,允许速度最大值 V_{\max} ,最大激素值 E_{\max} 和最小值 E_{\min} ,最大进化代数 maxgen 。

step3:对粒子群进行如下操作:

① 首先根据文献[2]中的线性权值法计算当前权值:

$$w = w_{\max} - \text{gen} * \frac{w_{\max} - w_{\min}}{\text{maxgen}} \quad (11)$$

计算 w ,其中 gen 为当前的进化代数,其它参数由 step2 给出。

② 按公式(10)计算所有粒子的适应度;

③ 根据 ② 得到的适应度,确定 X_{pbest} 和 X_{gbest} , $f_{\text{avg}}, f_{\text{max}}$,并保存 f_{max} ;

④ 按照式(4)、(5)并结合式(12)~(14)分别对粒子群的速度、激素和位置进行更新:

$$\text{if } V_i > V_{\max}, \text{ then } V_i = V_{\max}; \text{ if } V_i < -V_{\max}, \text{ then } V_i = -V_{\max} \quad (12)$$

$$\text{if } X_i > X_{\max}, \text{ then } X_i = X_{\max}; \text{ if } X_i < X_{\min}, \text{ then } X_i = X_{\min} \quad (13)$$

$$\text{if } E_i > E_{\max}, \text{ then } E_i = E_{\max}; \text{ if } E_i < E_{\min}, \text{ then } E_i$$

$$= E_{\min} \quad (14)$$

⑤ 若 f_{\max} 连续 G 代不变,考虑 α 的作用,返回 ②;

⑥ 判断是否满足结束条件,是转 step4,否则,转

②。

step4:输出最优路径长度和各路径点的坐标。

4 仿真实验及结果

算法的初始参数为: $c_1 = c_2 = 2, c_3 = c_4 = 0.05, w_{\max} = 0.9, w_{\min} = 0.4, X_{\max} = 1.0, X_{\min} = 0.0, V_{\max} = 0.4, E_{\max} = 0.1, E_{\min} = 0.01, N = 70, \text{maxgen} = 70$ 。对文中算法和传统的 PSO 方法分别进行 20 次实验,结果见表 1。

表 1 PSO 与 EPSO 的性能对比

方法	平均进化代数	平均最优路径长度	局部收敛次数
PSO	—	21.3354(15 次)	5
EPSO	57.45	21.3019	0

表中,“—”表示局部收敛,平均进化代数不便准确给出,在实验中发现 EPSO 方法的稳健性较好,在本实验中,最小的路径长度为 21.3018m,出现 4 次,最大的路径值为 21.3022m,出现 2 次,其它的值都在这两个值之间。最优路径见图 4,由于在同一幅图中给出 PSO 方法在 20 次实验中最好的一次实验结果不清晰,图 5 中另外给出,路径长度为 21.3194。

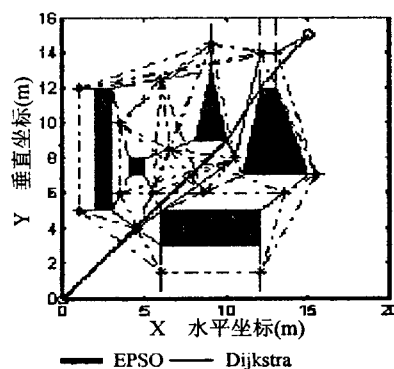


图 4 EPSO 算法路径规划图

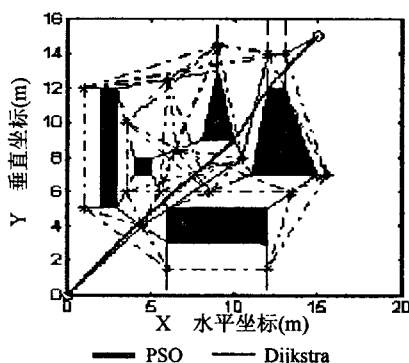


图 5 PSO 算法路径规划图

(下转第 67 页)

度。表 3 中给出了 Cart 算法下的平均分类精度。从表中可以看出,当属性集合中的大部分属性被消除后,保留合适数量的属性可以保持甚至提高分类精度。而对于某些数据集合,由于依赖性度量的局限性,使得分类精度有较大的下降。

表 4 平均分类精度

数据集	原始分类精度	FCM		等频率		信息熵	
		D	C	D	C	D	C
Ionosphere	0.88	0.91	0.91	0.75	0.90	0.93	0.89
Ecoli	0.82	0.42	0.81	0.82	0.81	0.42	0.82
Sonar	0.72	0.70	0.70	0	0.74	0	0.74
WPBC	0.70	0.70	0.70	0	0.71	0.68	0.69

由于基于一致性度量的方法将论域元素中那些边界元素也考虑进去,所以在实际过程中论域中的大部分样本会由约简中少数属性区分开来,而剩下的属性则用来区分那些少数样本。这样就会导致过度拟合问题的出现,所以需要合适的剪枝算法来避免过度拟合的出现。这里使用十折交叉验证来测试属性集合,选择最佳精度和最佳约简作为最终的输出。表 4 给出了十折交叉验证后选择的最佳约简和对应精度。

表 5 十折校验前后分类精度比较

数据集	原始数据集 (Cart)		分类精度 (Cart)	
	特征属性	分类精度	特征属性	分类精度
Ionosphere	34	0.88	3	0.94
Sonar	60	0.72	3	0.76
WPBC	33	0.78	5	0.82

4 结束语

介绍了一种基于一致性度量的方法来克服使用依赖性为度量的方法所出现的问题,讨论了一致性和依

赖性之间的关系,分析了一致性的概念和相关性质。基于此重新定义了粗糙集中的多余和约简的概念,并且构造了一个前向贪婪搜索算法。实验分析证明构造的方法是有效的。

与依赖性相比,一致性反映的不仅仅是正域中的元素,而且还包括了边界域中的元素,因此一致性函数比依赖性函数有着更好的区分能力。但同时由于一致性度量的特点,其最终的约简集合中也许包含着只是区分极少量样本的属性,这样就会造成数据的过度拟合。因此有效的剪枝算法是十分必要的,通过十折交叉验证测试实验结果以求获得更有效的特征子集。

参考文献:

- [1] Pawlak Z. Rough Set[J]. International Journal of Information and Computer Sciences, 1982, 11(5): 341 - 356.
- [2] Wong S K, Ziarko W. On optional decision rules in decision tables[J]. Bulletin of Polish Academy of Sciences, 1985, 33: 693 - 696.
- [3] Jensen R, Shen Q. Semantics - preserving dimensionality reduction: Rough and fuzzy - rough - based approaches[J]. IEEE transactions of knowledge and data engineering, 2004, 16: 1457 - 1471.
- [4] Bhatt R B, Gopal M. On fuzzy - rough sets approach to feature selection[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26: 965 - 975.
- [5] Kwak N, Choi C - H. Input feature selection for classification problems[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 2002, 13: 143 - 159.
- [6] Dash M, Liu H. Consistency - based search in feature selection[J]. Artificial Intelligence, 2003, 151: 155 - 176.

(上接第 63 页)

5 结束语

文中将内分泌思想引入对粒子群算法的改进,从改变粒子的更新方法入手改善粒子群的性能,设计了一种内分泌激素更新方案,将内分泌系统对粒子的行为调节转变成对粒子更新方法的调整。通过机器人全局路径规划实验,表明本方法优于传统的粒子群方法。

参考文献:

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm optimization. proc [C]//IEEE international Conference on Neural Network. USA: IEEE press, 1995: 1942 - 1948.
- [2] Shi Y, Eberhart R C. A modified Swarm Optimizer[C]//IEEE International Conference of Evolutionary Computation.

Anchorage, Alaska: IEEE press, 1998.

- [3] 李 磊, 叶 涛, 谭 民, 等. 移动机器人技术研究现状与未来[J]. 机器人, 2002, 24(5): 475 - 480.
- [4] Lovbjerg M, Rasmussen T K, Krink T. Hybrid particle swarm optimization with breeding and subpopulations[C]//In: proc of the third Genetic and Evolutionary computation conference. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [5] Higashi N, Iba H. Particle swarm optimization with Gaussian mutation[C]//In: proc of the congress on Evolutionary Computation. Indianapolis, Indiana: IEEE, 2003: 72 - 79.
- [6] Habib M K, Asama H. Efficient method to generate collision free paths for antonomous mobile robot based on new free space structuring approach [C]//IEEE/RSJ International workshop on Intelligent Robots and Systems. Osaka, Japan Habib M K, 1991: 563 - 567.