

应用粒子群算法优化地位指数曲线模型参数研究

胡欣欣¹ 王李进¹

摘要

以优势高和地位指数的估测误差最小为目标函数,采用粒子群优化算法求解地位指数曲线模型的参数.结合实例与免疫算法比较,结果表明:粒子群优化算法求解的参数使模型的总体误差更小,精度更高,拟合效果更理想,更加科学合理,同时也提高了幼林的估算精度.研究的结果为森林经营中生长模型参数的求解以及相关研究提供了新的应用思路,也拓宽了粒子群优化算法在林业科学中的应用.

关键词

粒子群算法; 地位指数; 参数优化

中图分类号 TP391; S711

文献标志码 A

0 引言

在森林经营管理中,准确地评价森林的立地质量,估计森林的生产力,是一项十分重要的基础工作.地位指数是常用的评价方法,其模型是评价森林立地质量和预估各年龄优势高的有用工具. Richards 方程^[1]、Sloboda 方程^[2]、Amateis 方程^[3]以及 Schumacher 方程^[4]等常用于拟合地位指数曲线模型.文献[5]在 Schumacher 方程的基础上建立了能显示表达优势高和地位指数的多形地位指数曲线模型.上述模型采用优势高的理论值和实际值的残差平方和最小,或者兼顾地位指数的理论值和实际值的残差平方和最小为目标函数,求解其参数.在优化拟合地位指数曲线模型的参数时,常用单纯形算法、遗传算法和免疫算法进行求解,并取得较好的效果,为立地质量评价提供了依据.单纯形算法是一种利用目标函数值的简单和良好局部搜索优化算法,所求的解对线性化后的模型是最优的,但对原模型不一定是最优的^[4].遗传算法在一定条件下具有全局收敛性,但算法的交叉、变异和选择算子都是在概率意义下随机进行的,虽然保证了种群的群体进化,但在一定程度上不可避免出现退化现象,同时参数设置也较为复杂^[6].免疫算法与遗传算法相似,也是从随机生成的初始解群出发,采用复制、交叉、变异等算子进行操作,产生比父代优越的子代,循环执行,逐渐逼近最优解,但算法为了建立最优可行解集合,获得解特征样本,需要进行大量计算^[7].

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)与遗传算法类似,是一种基于进化的优化工具.同遗传算法比较,PSO 的优势在于简单容易实现并且没有许多参数需要调整.目前,PSO 在林业中得到初步应用^[8],但用于求解地位指数曲线模型参数未见相关报道.

因此,本文采用粒子群优化算法求解地位指数曲线模型的参数,旨在为建立简便实用且满足精度要求的多形地位指数曲线模型提供一条新的途径,同时也拓宽粒子群算法在林业科学中的应用.

1 粒子群优化算法

粒子群优化算法最早是由 Kennedy 等^[9]提出的,它的基本原理源于对鸟群捕食行为的仿真,是一种基于群智的计算智能方法.算法简单易于实现,同时又有深刻的智能背景,既适合科学研究,又特别适合工程应用.因此,PSO 算法一提出,立刻引起了演化计算等领域学者

收稿日期 2011-01-18

资助项目 福建省自然科学基金项目(2009-J05043; 2011J05044); 福建农林大学青年教师基金项目(2010019)

作者简介

胡欣欣,女,博士,从事计算机在林业科学中的应用研究. xinxinhu@fjau.edu.cn

¹ 福建农林大学 计算机与信息学院,福州, 350002

们的广泛关注^[6]. 目前,已经广泛应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制以及其他遗传算法的应用领域.

PSO 算法求解优化问题时,问题的解对应于搜索空间中一只鸟,被抽象为没有质量和体积的“粒子”,并将其延伸到 N 维空间. 每个粒子都有自己的位置和速度(决定飞行的方向和距离),还有一个由被优化问题决定的适应值(fitness). 每个粒子知道自己到目前为止发现的最好位置(p_{best})和现在的位置. 除此之外,每个粒子还知道到目前为止整个群体中所有粒子发现的最好位置(g_{best}),可看做是粒子同伴的经验. 各个粒子记忆并追随当前的最优粒子在解空间中搜索. 这样,每次迭代的过程不是完全随机的. 如果找到较好解,将会以此为依据来寻找下一个解.

PSO 算法通常采用随机化的方式为粒子产生初始位置和速度(随机初始解). 假设 d 维搜索空间的各个粒子的位置和速度分别为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 和 $V = (v_1, v_2, \dots, v_d)$. 在此之后的每一次迭代中,粒子通过跟踪 2 个最优解来更新自己,第 1 个就是粒子本身所找到的最好解,即个体极值点(p_{best}),另一个是整个粒子群目前找到的最好解,称为全局极值点(g_{best}). 在找到这 2 个最优值时,粒子根据式(1)和式(2)来更新自己的速度和新的位置.

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (p_{best_i}^t - x_i^t) + c_2 r_2 (g_{best}^t - x_i^t), \quad (1)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}. \quad (2)$$

式中 ω 是惯性系数,其主要作用是产生扰动,以防止算法的早熟收敛. c_1 和 c_2 是加速系数(或称学习因子),分别调节向个体最好粒子和全局最好粒子方向飞行的最大步长. 若太小,则粒子可能远离目标区域. 若太大,则会导致突然向目标区域飞去,或飞过目标区域. 合适的 c_1 和 c_2 可在加快收敛速度的同时还能不易陷入局部最优. 通常令 $c_1 = c_2 = 2$. r_1 和 r_2 为 0 和 1 之间均匀分布的随机数^[6].

粒子群算法发展到现在有很多种变形及其改进算法. 为了有效地控制粒子的飞行速度使算法达到全局探测与局部开采两者的有效平衡,本文采用带压缩因子的粒子群算法^[10]求解目标函数.

2 地位指数曲线模型

2.1 求解参数的目标函数描述

拟合地位指数曲线模型常用的方程有 Richards 方程、Sloboda 方程、Amateis 方程以及 Schumacher 方

程等,拟合的关键是参数的求解. 以往在求解上述模型的参数时,采用的目标函数是各年龄时的优势高理论值和实际值的残差平方和最小,见式(3).

$$Q = \sum (H - \hat{H})^2. \quad (3)$$

其中 H 表示优势高实际值, \hat{H} 表示优势高理论值. 采用这种目标函数求解参数并不一定满足在给定优势高和年龄时所确定的地位指数的误差最小. 为了预估各年龄时的优势高有意义,文献[5]对式(3)进一步改进,使得兼顾地位指数的理论值和实际值的残差平方和最小,见式(4).

$$Q = \sum ((H - \hat{H})^2 + (SI - S\hat{I})^2). \quad (4)$$

其中 SI 表示地位指数实际值, $S\hat{I}$ 表示地位指数理论值. H 和 SI 由 Schumacher 方程推导获得,分别见式(5)和(6).

$$H = b_1^{1-(T_0/T)} \times SI^{(b_2+(1-b_2)T_0/T)}, \quad (5)$$

$$SI = (H \times b_1^{(T_0/T-1)})^{1/(b_2+(1-b_2)T_0/T)}. \quad (6)$$

其中 b_1 和 b_2 为待求解的参数, T 为年龄, T_0 为基准年龄.

2.2 模型评价

模型评价主要是对模型的误差分析,本文采用均方根误差,即剩余标准差(简称标准差)和平均相对误差绝对值(简称平均误差)作为评价模型误差的指标,见式(7)和(8).

$$E_{\text{rmse}} = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^m (y_e - y_p)^2 \right) / n}, \quad (7)$$

$$E_{\text{relative}} = \left(\sum_{i=1}^m |y_e - y_p| / y_e \right) / n. \quad (8)$$

其中 y_e 是实测值, y_p 是理论值, n 是观察样本集的大小.

3 参数优化

应用带压缩因子的粒子群算法求解地位指数曲线模型的参数,其实质是将式(4)作为待求解的优化函数. 当优化函数的适应度为最小时,函数的解即为所求模型的最理想的参数. 模型参数优化的具体步骤如下.

步骤 1. 初始化粒子种群规模,随机初始化种群中每个粒子的位置和速度.

步骤 2. 按式(4)评价每个粒子的适应度,初始化个体极点(p_{best})和全局极点(g_{best}).

步骤 3. 按式(1)和式(2)更新粒子的速度和位置.

步骤 4. 更新 p_{best} 和 g_{best} .

步骤 5. 若满足停止条件, 迭代停止, 输出最优解, 否则转步骤 3.

4 应用实例

4.1 实验数据与处理

本文的实验数据引用文献 [5] 中的基础数据, 其中基准年龄为 20 a, 具体见表 1.

基于表 1 的数据, 按模型参数优化的具体步骤求解模型参数 b_1 和 b_2 . 其中, 种群规模取 50, 最大迭代次数取 100, $c_1 = c_2 = 1.495$, $\omega = 0.729$. 算法满足停止条件, 其最优解为 $b_1 = 2.441 2$, $b_2 = 0.862 4$, 目标函数最小值为 30.698 0.

4.2 结果分析

表 2 给出了模型的整体误差分析, 以及与文献 [5] 研究结果的比较. 表 2 中的标准差和平均误差是将表 1 的所有数据综合在一起计算得出的总标准差和总平均误差. 结果表明: 粒子群算法的目标函数值明显优于免疫算法的目标函数值; 优势高和地位指

数的 2 个误差指标都小于文献 [5] 中的优化算法.

表 3 给出了各龄阶对优势高和地位指数的估测误差的检验. 基于免疫算法的优势高和地位指数的标准差以及平均误差在高龄阶上微弱优于粒子群算法, 但低龄阶上粒子群算法明显优于免疫算法. 基于粒子群算法的优势高和地位指数的标准差分别低于 0.5 和 1.0, 而免疫算法有 6、8 龄阶超过 0.5 和 1.0. 粒子群优化模型的平均误差都不超过 10%.

表 4 给出了各地位指数对优势高和地位指数的估测误差的检验. 基于免疫算法的优势高和地位指数的标准差以及平均误差在较高地位指数上微弱优于粒子群算法, 但低地位指数上粒子群算法明显优于免疫算法. 基于粒子群算法的优势高和地位指数的标准差分别低于 0.5 和 0.9, 而免疫算法在 8.05 地位指数上, 优势高和地位指数分别达到 0.8 和 1.64. 粒子群优化模型的平均误差都不超过 7%, 免疫算法有 2 个地位指数的优势高的平均误差超过 7%, 有 1 个地位指数的预测地位指数平均误差超过 7%.

表 1 各地位指数和各龄阶下的优势高平均值

Table 1 Average value of dominant height under each site index and each age gradation

龄阶	地位指数							
	8.05	10.05	12.14	13.79	15.97	17.94	20.11	21.95
6	2.69	3.09	3.45	4.38	4.77	5.63	6.55	7.63
8	3.74	4.32	4.84	6.07	6.91	8.09	9.64	11.25
10	4.96	5.57	6.16	7.86	8.98	10.49	12.27	13.94
12	5.73	6.59	7.73	9.12	10.83	12.52	14.65	16.44
14	6.47	7.45	9.07	10.61	12.46	14.19	16.59	18.43
16	7.08	8.39	10.17	11.78	13.69	15.96	18.12	19.96
18	7.65	9.30	11.18	13.10	14.85	16.95	19.02	21.12
20	8.05	10.05	12.14	13.79	15.97	17.94	20.11	21.95
22	8.56	10.61	13.04	14.66	16.83	18.87	21.03	22.67
24	9.03	11.16	13.82	15.49	17.64	19.65	21.44	23.32

表 2 粒子群算法与免疫算法的比较结果

Table 2 Result comparison between PSO and immune algorithm

算法	优势高		地位指数		目标函数值
	标准差	平均误差 / %	标准差	平均误差 / %	
粒子群算法	0.327 7	3.30	0.526 1	2.90	30.698 0
免疫算法	0.399 7	4.51	0.775 6	3.78	60.901 8

5 结束语

粒子群优化算法的优势在于简单容易实现并且

没有许多参数需要调整, 用于求解地位指数曲线模型参数的结果表明, 总体误差更小, 精度更高, 拟合效果更理想, 同时也较好地提高了幼林时的估算精

表3 在各龄阶下不同算法估测优势高和地位指数的误差

Table 3 Errors about dominant height and site index under each age gradation estimated by PSO and immune algorithm

龄阶	粒子群算法				免疫算法			
	优势高		地位指数		优势高		地位指数	
	标准差	平均误差/%	标准差	平均误差/%	标准差	平均误差/%	标准差	平均误差/%
6	0.35	7.35	0.99	6.68	0.76	17.69	1.93	13.90
8	0.37	5.66	0.69	4.71	0.57	9.13	1.05	7.34
10	0.47	5.49	0.71	4.71	0.56	6.90	0.82	5.88
12	0.44	4.44	0.57	3.95	0.39	3.98	0.51	3.51
14	0.38	3.49	0.45	3.23	0.29	2.35	0.34	2.20
16	0.31	2.44	0.35	2.34	0.24	1.89	0.25	1.75
18	0.17	1.16	0.18	1.14	0.16	1.10	0.16	1.09
20	0	0	0	0	0	0	0	0
22	0.15	0.80	0.15	0.83	0.11	0.73	0.11	0.75
24	0.33	1.81	0.31	1.88	0.23	1.36	0.22	1.44

表4 在各地位指数下不同算法估测优势高和地位指数的误差

Table 4 Errors about dominant height and site index under each site index estimated by PSO and immune algorithm

地位指数	粒子群算法				免疫算法			
	优势高		地位指数		优势高		地位指数	
	标准差	平均误差/%	标准差	平均误差/%	标准差	平均误差/%	标准差	平均误差/%
8.05	0.37	6.77	0.84	6.67	0.80	14.56	1.64	13.86
10.05	0.24	3.40	0.48	3.01	0.47	7.10	1.04	5.68
12.14	0.48	5.28	0.67	4.50	0.29	3.91	0.55	2.96
13.79	0.31	3.13	0.48	2.79	0.34	3.71	0.64	2.76
15.97	0.36	2.97	0.51	2.55	0.22	2.08	0.29	1.57
17.94	0.26	1.78	0.38	1.54	0.23	1.61	0.29	1.20
20.11	0.17	0.86	0.20	0.76	0.24	1.68	0.31	1.19
21.95	0.33	1.92	0.42	1.74	0.23	1.44	0.28	1.06

度,使得模型更加科学合理和更具推广应用价值. 研究的结果为森林经营中生长模型参数的求解以及相关研究提供了新的应用思路,也拓宽了粒子群算法在林业科学中的应用.

参考文献

References

[1] 骆期邦,吴志德,蒋菊生,等. Richards 函数拟合多形地位指数模型的研究[J]. 林业科学研究,1989,2(6): 534-539
 LUO Qibang, WU Zhide, JIANG Jusheng, et al. A study on the establishment of polymorphic site index model by adopting Richards function[J]. Forest Research, 1989, 2(6): 534-539

[2] 吴承祯,洪伟,林成来. 马尾松人工林 Sloboda 多形地位指数模型研究[J]. 生物数学学报,2002,17(4): 489-493
 WU Chengzhen, HONG Wei, LIN Chenglai. Study on Slo-

boda multi-shape site index model of masson pine [J]. Journal of Biomathematics 2002, 17(4): 489-493

[3] 陈信旺,庄晨辉,江希钊. 福建柏人工林地位指数曲线模型的研究[J]. 华东森林经理,2005,19(1): 7-10
 CHEN Xinwang, ZHUANG Chenhui, JIANG Xidian. Research on status index curve model of FOKIENIA HODGINSII plantation [J]. East China Forest Management, 2005, 19(1): 7-10

[4] 洪伟,吴承祯,闫淑君. 广义 Schumacher 模型的改进及其应用[J]. 应用生态学报,2004,15(2): 241-244
 HONG Wei, WU Chengzhen, YAN Shujun. Modification and its application of generalized Schumacher model [J]. Chinese Journal of Applied Ecology 2004, 15(2): 241-244

[5] 江希钊,庄晨辉,陈信旺,等. 免疫进化算法在建立地位指数曲线模型中的应用[J]. 生物数学学报,2007,22(3): 515-519
 JIANG Xidian, ZHUANG Chenhui, CHEN Xinwang, et al. The application of immune evolutionary algorithm in setting up the site index curve model [J]. Journal of Biomathematics 2007, 22(3): 515-519

[6] 钟一文,宁正元,蔡荣英,等. 一种改进的离散粒子群

- 优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(10): 1893-1896
- ZHONG Yiwen, NING Zhengyuan, CAI Rongying, et al. An improved discrete particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2006, 27(10): 1893-1896
- [7] 焦李成, 尚荣华, 马文萍, 等. 多目标优化免疫算法理论和应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010
- JIAO Licheng, SHANG Ronghua, MA Wenping, et al. Theory and application of multi-objective optimization immune algorithm [M]. Beijing: Science Press, 2010
- [8] 王李进, 胡欣欣, 宁正元. 基于粒子群优化的投影寻踪聚类模型及其应用[J]. 南京信息工程大学学报: 自然科学版, 2010, 2(4): 320-323
- WANG Lijin, HU Xinxin, NING Zhengyuan. Projection pursuit cluster model based on particle swarm optimization and its application [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology: Natural Science Edition, 2010, 2(4): 320-323
- [9] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4: 1942-1948
- [10] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm—exploration, stability, and convergence in a multidimensional complex space [C] // IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73

Applying particle swarm optimization algorithm to optimize the site index curve model

HU Xinxin¹ WANG Lijin¹

¹ College of Computer & Information Science, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002

Abstract The parameters of the site index curve model were solved by using particle swarm optimization (PSO) algorithm, with the minimum error in estimation of dominant height and site index as the target function. An application example is introduced to test the proposed method, and the estimation result is compared between PSO and immune algorithm. Comparison result shows that the parameters solved by PSO can decrease the overall error, increase the precision, improve the fitting effect of the site index curve model, thus increase the estimation precision of young forest. This research is hoped to provide new idea for parameter solving of grow model in forest management and related research, and expand the application of PSO in forestry science as well.

Key words particle swarm optimization; site index; parameter optimization