

物流配送中心选址的 IPSO-BP 算法

Location Selection of Distribution Center Based on the IPSO-BP Algorithm

辜琳丽, 张 伟, 陶海龙

GU Lin-li, ZHANG Wei, TAO Hai-long

(兰州交通大学机电技术研究所, 甘肃兰州 730070)

(Mechatronics T&R Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu, 730070, China)

摘要:改进标准粒子群优化算法(PSO)的惯性权重参数,提出基于 IPSO 的 BP 神经网络算法,以提高物流配送中心选址的预测精度。仿真结果表明,IPSO-BP 神经网络算法的预测精度优于常规 BP 神经网络算法,不仅改进了网络的收敛速度并且提高了预测准确性。

关键词:物流配送中心 选址 粒子群算法 BP 神经网络 IPSO-BP 神经网络

中图分类号:TP301.6 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-7378(2012)01-0004-03

Abstract: The BP neural network based on the improved particles warm optimization (IPSO) was proposed in this paper to improve the prediction accuracy of the distribution center location selection. The simulation results shown that prediction accuracy of the IPSO-BP neural network algorithm was better than that of conventional BP neural network algorithm. IPSO-BP neural network algorithm improved not only the convergence speed of the network but also the prediction accuracy.

Key words: distribution center, location selection, PSO algorithm, BP neural network, IPSO-BP neural network

物流配送中心是指通过先进的信息技术和现代化的操作工具对产品实行储存、配送、再加工等增值服务,实现产品的空间和实践的增值过程,并利用现代化的管理技术进行管理,从而使整个供应链更为高效、集成的功能实体^[1]。物流配送中心的选址通常是在一定的原则如降低成本原则、经济效益原则、提高客户服务水平原则等的指导之下,预先选择一些方案,然后再通过各种方法对这些方案进行比较,最终从中选出满意的一个或几个方案作为新的中心的地址。科学、合理的物流配送中心选址不仅能节省建设成本和运营费用,加快货物流通,增加企业收益,更有利于物流配送系统的优化、规模的扩充和发

展^[2,3]。目前,国内对物流配送中心选址的研究主要集中在模糊综合评判法、AHP 层次分析法以及结合层次法的模糊排序方法等。比如,文献[1]建立模糊神经网络模型,以专家评价价值作为输出,对网络进行训练。文献[4]通过建立选址决策的模糊评价矩阵,利用 BP 人工神经网络进行了配送中心的选址研究。文献[5]应用支持向量机,使选址具有较好的自适应功能和泛华能力。这些方法模糊综合评判法的指标权重难以确定,层次分析法要求系统中的要素相互独立,BP 人工神经网络算法的精度不高,最终解过于依赖初值,训练过程中存在局部极小,收敛速度比较慢,网络的隐节点数难于确定等问题。

粒子群优化算法^[6,7](Particle Swarm Optimization, PSO)最初是 Kennedy 与 Eberhart 受鸟群觅食行为的启发于 1995 年提出来的,是基于群体智能理论的优化算法,通过鸟群之间的集体协作使群体达到最优的过程。该算法概念非常简单,具有好的

收稿日期:2011-09-20

修回日期:2011-12-20

作者简介:辜琳丽(1987-),女,硕士研究生,主要从事物资储备点选址和神经网络研究。

鲁棒性及非常好的全局搜索能力。为了更好地控制 PSO 算法的开发和探索能力, Shi 等^[8]引入惯性权重形成了当前的标准版本。针对标准 PSO 容易陷入局部极小点且过早收敛的问题, 本文改进标准 PSO 算法中的可调节参数, 提出基于 IPSO 的 BP 神经网络算法, 以提高物流配送中心选址的准确性。

1 PSO 算法及其改进

标准 PSO 算法首先初始化为一组随机粒子(随机解), 然后通过跟踪当前最优的粒子来搜索最优解。假设 d 维搜索空间中有 m 个粒子组成一个群体, 第 i 个粒子的位置和速度分别为 $X^i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d})$ 和 $V^i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,d})$, 在每一次迭代中, 粒子通过跟踪 2 个最优解来更新自己, 第 1 个是粒子本身找到的最优解及个体极值 $pbest$, $P^i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,d})$; 另 1 个是整个种群当前找到的最优解, 即全局最优解 $gbest$ 。在找到这 2 个最优解时, 粒子根据以下公式来更新自己的速度和新的位置。

$$v_{i,j}(t+1) = \omega \times v_{i,j}(t) + c_1 \times r_1 \times [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 \times r_2 \times [p_{g,j} - x_{i,j}(t)], \quad (1)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \quad j=1, 2, \dots, d; i=1, 2, \dots, m. \quad (2)$$

式中, ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为正的学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

在标准 PSO 算法中, 惯性权重 ω 是可调整的重要参数, 其作用是有效控制算法的收敛和探索能力, 其大小代表粒子继承其父代粒子速度的多少, 较大的 ω 将使粒子具有较大的速度, 从而有利于提高算法的全局搜索能力; 而较小的 ω 会增强对算法局部搜索能力的提高, 有利于算法收敛性的控制。学者们针对 ω 参数值设置提出了多种变化方案, 其中以 Shi 等的线性递减惯性权重策略(LDW-PSO)应用最为广泛, 即

$$\omega = \omega_{\max} - t \times (\omega_{\max} - \omega_{\min}) / t_{\max}. \quad (3)$$

式中, ω_{\max} , ω_{\min} 分别表示 ω 的最大值和最小值; t 表示当前迭代步数; t_{\max} 表示最大迭代步数。但其存在一些问题。首先, 如果在运行初期探测到较优点, 则希望能迅速收敛于最优点, 而 ω 的线性递减减缓了算法的收敛速度; 其次, 在算法的运行后期, 随着 ω 的减小, 导致全局搜索能力下降, 多样性减弱, 容易陷入局部最优^[9]。为克服其不足, 我们采用一种改进的非线性权重递减算法, 以实现 PSO 算法能较好地调整全局与局部搜索能力之间的平衡。惯

性权重 ω 的计算公式为

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times (t/t_{\max})^2. \quad (4)$$

改进后的算法称为 IPSO 算法。

2 IPSO-BP 神经网络算法

IPSO-BP 神经网络算法是用 IPSO 优化神经网络的初始权重和阈值, 算法结束时找到全局最优附近的点; 在 IPSO 的基础上, 利用局部寻优能力较强的 BP 算法, 从该点出发进行局部搜索, 进而达到网络的训练目标。此过程可描述如下。

(i) 初始化。 n_i 为输入层神经元个数, n_h 为隐含层神经元个数, n_o 为输出层神经元个数。则粒子群的维数

$$D = n_i + n_o + n_i \times n_h + n_h \times n_o. \quad (5)$$

(ii) 设置粒子群的适应值函数。选用 BP 神经网络的均方差作为适应值函数:

$$E = \left(\sum_k \sum_{j=1}^{n_o} (y_{kj} - \bar{y}_{kj})^2 \right) / M. \quad (6)$$

式中, y_{kj} 是对于样本 k 网络的理论输出, \bar{y}_{kj} 是对于样本 k 网络的实际输出, M 为网络样本数目。

(iii) 利用 IPSO 优化 BP 网络的权重与阈值, 并将优化后的权重、阈值作为 BP 算法的初始权重和阈值代入网络进行训练, 根据 BP 算法的训练调节权重和阈值, 直至网络的性能指标均方误差 (MSE) $< e$, 其中 e 为预先设定的期望指标。

3 仿真实验

选取影响物流配送中心选址的 8 个因素(地质条件、水文条件、交通运输、候选地地价、候选地面积、经营环境、通讯条件、道路设施)建立指标体系^[1~5], 根据已有的 20 家正在运营的配送中心的详细历史数据资料, 得到如表 1 所示的模糊评价矩阵。将表 1 中前 16 个数据作为训练数据, 后 4 个作为测试数据, 采用 MATLAB7.5 分别建立 BP 神经网络算法和 IPSO-BP 神经网络算法。网络参数确定: BP 神经网络算法的网络层数为 3, 各层神经元数目为 $[17, 1]$, 传递函数为 $\{\text{'logsig'}, \text{'purelin'}\}$, 训练算法采用 Levenberg-Marquardt 算法(trainlm), 训练目标为 $e = 0.00001$, 学习速度为 $\eta = 0.15$, 训练次数为 1000; 其余参数设置: 粒子数为 20, c_1 、 c_2 均为 2.05, ω_{\max} 、 ω_{\min} 分别为 0.9、0.4, 最大限制速度 $v_{\max} = 1$, 迭代次数为 500。由公式(5)计算得到 IPSO-BP 网络算法中粒子群的维数为 171; 其余参数同 BP 神经网络算法参数。

应用训练样本对网络进行训练,分别采用 BP 网络算法和 IPSO-BP 网络算法对测试结果进行检验,结果如表 2 所示。

表 1 模糊评价矩阵

序号	地质条件	交通运输	候选地地价	经营环境	水文条件	通讯条件	候选地面积	道路设施	专家评价
1	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2	0.80	0.87	0.89	0.82	0.78	0.8	0.75	0.33	0.79
3	0.67	0.93	0.22	0.75	1.00	0.8	0.49	0.66	0.74
4	0.92	0.80	0.89	0.92	0.89	0.80	1.00	1.00	0.81
5	0.87	0.93	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.96
6	0.80	0.72	0.89	0.82	0.89	0.80	0.75	1.00	0.83
7	0.67	0.72	0.67	0.66	0.67	0.60	0.49	0.66	0.69
8	0.72	0.80	0.78	0.75	0.78	0.80	0.75	0.66	0.75
9	0.60	0.60	0.56	0.58	0.56	0.60	0.49	0.66	0.58
10	0.47	0.47	0.44	0.41	0.44	0.40	0.49	0.35	0.51
11	0.92	0.72	0.67	0.66	0.56	0.80	0.75	0.69	0.75
12	0.67	0.60	0.89	0.82	1.00	0.80	0.75	0.29	0.74
13	0.20	0.20	0.22	0.17	0.11	0.20	0.20	0.20	0.28
14	0.07	0.07	0.11	0.07	0.09	0.12	0.05	0.11	0.19
15	0.08	0.93	0.56	0.92	0.89	0.60	0.24	0.33	0.61
16	0.40	0.40	0.33	0.33	0.33	0.40	0.49	0.35	0.46
17	0.27	0.33	0.33	0.24	0.22	0.20	0.24	0.33	0.33
18	0.87	0.72	0.89	0.92	0.89	0.40	0.49	0.29	0.76
19	0.52	0.80	0.67	0.82	0.78	0.60	0.49	0.82	0.67
20	0.32	0.40	0.67	0.33	0.33	0.80	0.75	0.35	0.52

表 2 IPSO-BP 神经网络与 BP 神经网络评价

序号	专家评价价值	BP		IPSO-BP	
		神经网络	相对误差 (%)	神经网络	相对误差 (%)
17	0.33	0.3337	-1.12	0.3243	1.73
18	0.76	0.858	-12.89	0.7672	-0.95
19	0.67	0.7907	-18.01	0.6713	-0.19
20	0.52	0.5176	0.46	0.4921	5.37
平均误差			-7.89		1.41

表 2 结果显示,IPSO-BP 神经网络算法比 BP 神经网络算法具有更好的预测准确性。基于 IPSO-

BP 的配送中心的选址决策相对 BP 算法具有更好的精度,并解决了 BP 神经网络存在最终解过于依赖初值,存在过学习现象,训练过程中存在局部极小,收敛速度比较慢等问题。因此,选用 IPSO-BP 算法进行预测具有较大的优越性。

参考文献:

- [1] 刘筱洁,曹立明,王小平. 基于模糊神经网络模型的配送中心选址综合评价[J]. 计算机应用与软件, 2007(3):15-17.
- [2] 魏光兴. 物流配送中心选址方法综述[J]. 物流与交通, 2005(9):62-72.
- [3] 王思成,兰剑,王宁. 高速公路边坡生物防护技术研究进展[J]. 宁夏农学院学报, 2003, 24(2):77-80.
- [4] 韩庆兰,梅运先. 基于 BP 人工神经网络的物流配送中心选址决策[J]. 中国软科学, 2004(6):140-143.
- [5] 龚艳冰,陈森发. 基于支持向量机的物流配送中心选址决策[J]. 公路交通科技, 2007, 24(2):140-154.
- [6] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. Proc 6th Int Symp on Micro Machine Human Science, 1995:39-43.
- [7] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ: IEEE Presss, 1995.
- [8] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimization[C]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Piscataway, NJ: IEEE Presss, 1998.
- [9] 魏秀业,潘宏侠. 粒子群优化及智能故障诊断[M]. 北京:国防工业出版社, 2010:101-102.

(责任编辑:邓大玉)

科学家发明“水”电池

美国科学家最近发明一种“水”电池,这种电池能利用淡水与海水之间含盐量差别进行发电。“水”电池的原理很简单,它的正负两极都浸泡在含有电离子(钠离子和氯离子)的液体中。发电时,先往电池里注入淡水,用微小电流来充电,然后将淡水排干,代之以海水,因为海水所含的电离子是淡水的 60~100 倍,这就增加了正负两极之间的电压,这时所产生的电能远大于一开始用来充电的电能。当电能被释放完时,海水又被淡水所代替,开始新一轮循环。为了提高效率,电池的正极可以用二氧化锰纳米棒为材料,因为与其他材料相比,这种材料与钠离子作用的表面积会大大增加,而纳米棒则使得钠离子进出电极更为方便。这一发明为新能源的开发与利用开辟一条新路。

(据科学网)