

改进粒子群优化算法在 电力负荷组合预测模型中的应用

吴昌友¹, 王福林¹, 董志贵², 索瑞霞¹

(1. 东北农业大学 工程学院, 黑龙江省 哈尔滨市 150030;

2. 沈阳东方钛业有限公司, 辽宁省 沈阳市 110016)

Application of Improved Particle Swarm Optimization in Power Load Combination Forecasting Model

WU Chang-you¹, WANG Fu-lin¹, DONG Zhi-gui², SUO Rui-xia¹

(1. College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, Heilongjiang Province, China;

2. Shenyang Orient Titanium Industry Co., Ltd., Shenyang 110016, Liaoning Province, China)

ABSTRACT: In this paper an improved particle swarm optimization (PSO) is proposed. By means of improving initial particle population, its generation velocity is accelerated; through leading the adaptive step-length into the generation process of particle population, better particle can be found in this velocity gradient direction, thus the convergence can be speeded up; drawing on the experience of genetic algorithm (GA), the possibility that the algorithm falls into local extremum is decreased. Application examples show that it is feasible to apply the improved PSO to the weight solution of power load combination forecasting model.

KEY WORDS: particle swarm optimization; variation; power load; combination forecasting

摘要: 提出了改进的粒子群优化算法: 通过改进初始粒子种群的产生方法, 加快其产生速度; 在新的粒子种群产生过程中引入自适应步长, 可以在该速度梯度方向上找到较优的粒子, 进而加速了收敛速度; 借鉴遗传算法中的变异操作增加了粒子的多样性, 减小了算法陷入局部极值的可能。通过应用实例证明, 将改进的粒子群优化算法应用到电力负荷组合预测模型的权重求解是可行的。

关键词: 粒子群优化算法; 变异; 电力负荷; 组合预测

0 引言

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一

种新的全局优化进化算法, 其基本概念源于对鸟类捕食行为的模拟^[1-3]。目前, PSO 已被成功应用于函数优化、神经网络训练、机械优化设计、模糊系统控制和农业工程等诸多领域^[4-8]。与遗传算法和蚁群算法相类似, PSO 算法也是一种基于群集智能的演化计算技术。作为一种高效的优化方法, 该算法近年来已引起了优化及演化计算等领域的学者们的广泛关注, 它简单通用、调整参数少、容易实现, 具有较强的全局收敛能力和鲁棒性, 且不需要借助问题的特征信息, 非常适于对复杂环境中的优化问题的求解。虽然粒子群优化算法存在着诸多优点, 同时也存在着初始种群产生速度慢、易陷入局部最优、进化后期收敛速度慢、精度较差等缺点。本文针对标准粒子群优化算法的缺点进行了改进研究, 并将改进粒子群优化算法应用到电力负荷组合预测模型的权重求解, 从在电力负荷的应用中可以看出, 电力负荷组合预测模型比单个模型预测的精度高, 进而证明改进粒子群优化算法在电力负荷组合预测模型的权重确定是可行的, 也可以应用到其它组合预测模型的参数确定。

1 粒子群优化算法的基本原理

粒子群优化算法与其它优化算法相类似, 也是通过个体间的协作与竞争, 实现复杂空间中最优解的搜索。PSO 首先生成初始种群, 即在可行解空间中随机产生初始种群粒子, 每个粒子都为优化问题的一个解, 并由目标函数为之确定一个适应值; 每

基金项目: 国家 863 高技术基金项目(2006AA10A310-1)。

The National High Technology Research and Development of China 863 Program(2006AA10A310-1)。

个粒子将在解空间中运动,并由一个速度决定其方向和距离;通常粒子将追随当前的最优粒子而动,并经迭代搜索,最后得到最优解。

设搜索空间为 m 维(指决策变量个数),粒子种群中粒子数为 n ,第 i 个粒子位置为 $\mathbf{X}_i=(X_{i1},X_{i2},\dots,X_{im})^T$,其速度为 $\mathbf{V}_i=(V_{i1},V_{i2},\dots,V_{im})^T$,个体极值为 $\mathbf{P}_i=(P_{i1},P_{i2},\dots,P_{im})^T$,种群的全局极值为 $\mathbf{P}_g=(P_{g1},P_{g2},\dots,P_{gm})^T$ 。

2 改进的粒子群优化算法

2.1 改进初始粒子群的产生

一般情况下,标准粒子群优化算法的初始种群粒子都是随机产生的,对于没有约束的优化问题,初始粒子种群的产生不会消耗大量的时间,而对于复杂约束条件下的优化问题,若仍采用随机产生,很难产生到满足约束条件的初始粒子,所以在初始种群产生的过程中将消耗大量的时间,为快速产生初始粒子群,本文采用以下方式进行。

设决策变量个数为 m ,初始粒子种群规模为 n , a_k 和 b_k 分别为设计变量 \mathbf{X}_k 的取值下限和上限, $\mathbf{X}_i(0)$ 为第 i 个初始粒子

$$\mathbf{X}_i(0)=[X_{i1}(0),X_{i2}(0),\dots,X_{ik}(0),\dots,X_{im}(0)]^T, \quad i \in \{1,2,\dots,n\} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_{ik}(0)$ 为第 i 个初始粒子第 k 个分量的值, $k \in \{1,2,\dots,m\}$ 。

先随机产生一个初始粒子 $\mathbf{X}_1(0)$,检验粒子 $\mathbf{X}_1(0)$ 是否满足约束条件,若该粒子不满足约束条件或为可行域界点,则重新产生,直至产生的初始粒子 $\mathbf{X}_1(0)$ 为可行域的内点为止。于是可按式(2)和式(3)随机产生一个初始粒子 $\mathbf{X}_2(0)$ 。

$$\mathbf{X}_2(0)=[X_{21}(0),X_{22}(0),\dots,X_{2k}(0),\dots,X_{2m}(0)] \quad (2)$$

$$X_{2k}(0)=a_k+r_k(b_k-a_k), \quad k \in \{1,2,\dots,m\} \quad (3)$$

式中: r_k 为第 k 个位于 $[0,1]$ 之间的随机数。

式(2)和(3)产生的粒子 $\mathbf{X}_2(0)$ 需检验是否满足约束条件,若不满足,则按式(4)进行迭代。

$$\mathbf{X}_2(0)=\mathbf{X}_1(0)+\alpha[\mathbf{X}_2(0)-\mathbf{X}_1(0)], \quad \alpha \leftarrow \alpha/2 \quad (4)$$

式中 α 为一个大于 0 且小于 1 的系数,一般可取 $\alpha=0.5$ 。

经过不断地迭代,总可以使 $\mathbf{X}_2(0)$ 成为可行粒子,然后再产生粒子 $\mathbf{X}_3(0)$,采用与 $\mathbf{X}_2(0)$ 同样的处理方法,可使 $\mathbf{X}_3(0)$ 成为初始可行粒子。同样的方法,直至产生出 n 个初始可行粒子。

2.2 引入自适应步长产生新的粒子群

在新的粒子种群产生的过程中,标准粒子群优化算法和一些其它的改进粒子群优化算法在速度

变化梯度方向上找到的新粒子 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 很难是该速度梯度方向的最优粒子,因此为了在该速度梯度上找到更优的粒子,本文引入了自适应步长 λ ,令初始 $\lambda=1$ 。首先按式(5)、(6)产生新的粒子。

$$\mathbf{V}_{ik}(t+1)=w\mathbf{V}_{ik}(t)+c_1r_1[\mathbf{P}_{ik}(t)-\mathbf{X}_{ik}(t)]+c_2r_2[\mathbf{P}_{gk}(t)-\mathbf{X}_{ik}(t)] \quad (5)$$

$$\mathbf{X}_{ik}(t+1)=\mathbf{X}_{ik}(t)+\mathbf{V}_{ik}(t+1) \quad (6)$$

式中: r_1 和 r_2 为服从均匀分布于 $[0,1]$ 之间的随机数; c_1 和 c_2 为加速度限制因子; w 为惯性权重。当 w 取较大值时,有利于跳出局部极小点,全局搜索能力较强;当 w 取较小值时,有利于算法收敛和提高解得精度,局部搜索能力较强。本文采用文献[5]提出线性递减策略, w 按式(7)取值。

$$w=w_{\max}-t\frac{w_{\max}-w_{\min}}{T_{\max}} \quad (7)$$

式中: T_{\max} 为设定的最大进化代数; w_{\max} 为最大惯性权重; w_{\min} 为最小惯性权重。

按式(5)、(6)产生新的粒子 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 不一定满足约束条件,若不满足约束条件,则使新的粒子 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 不断地向 $\mathbf{X}_i(t)$ 靠拢,按式(8)进行迭代。

$$\mathbf{X}_i(t+1)=\mathbf{X}_i(t)+\lambda\mathbf{V}_i(t+1), \quad \lambda \leftarrow \lambda/2 \quad (8)$$

经过不断地迭代,总可以使新的粒子 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 成为可行粒子。若产生新的粒子 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 满足约束条件,则计算新的粒子 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 和粒子 $\mathbf{X}_i(t)$ 的适应度,若新的粒子 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 比粒子 $\mathbf{X}_i(t)$ 的适应度高,则说明在该速度梯度 $\mathbf{V}_i(t+1)$ 方向可行,进而继续增大在该方向的搜索步长,搜索更优的粒子,直到在该方向找不到更好的粒子为止。其迭代过程为

$$\mathbf{X}_i(t+1)=\mathbf{X}_i(t)+\lambda\mathbf{V}_i(t+1), \quad \lambda \leftarrow 2\lambda \quad (9)$$

若计算新的粒子 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 比粒子 $\mathbf{X}_i(t)$ 的适应度低,说明在该速度方向不可行,将保留粒子 $\mathbf{X}_i(t)$,其新的粒子按式(10)产生。

$$\mathbf{X}_i(t+1)=\mathbf{X}_i(t) \quad (10)$$

2.3 引入变异操作保持种群粒子的多样性

基于遗传算法的变异原理,能够更好地保持粒子种群的多样性,避免过早地陷入局部最优解,因此在粒子群优化过程中引入变异操作^[9]。

设第 t 代粒子群发现的全局最大适应值 P_g , 个体平均最大适应值 $\bar{P}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n P_i$ 。如果 $P_g(t+1)$ 优于

$P_g(t)$ 或 $\bar{P}(t+1)$ 优于 $\bar{P}(t)$, 则说明粒子群正在向好的方向进化。在算法运行初期,由于粒子之间的差异较大,全局最大适应值与个体平均最大适应值之

比 $\gamma = P_g / \bar{P}$ 一般较大; 当算法接近收敛时, γ 趋向于 1。若 γ 长时间接近 1 但仍不满足终止准则, 则认为粒子群处于暂时停滞状态, 需要对部分粒子进行变异。假设给定一个变异概率 P_m , r 是服从均匀分布 $[0,1]$ 之间的随机数, 当 $r < P_m$ 时, 对该粒子群采用式(3)进行变异, 重新对该粒子进行初始化。

本文提出的新的改进粒子群优化算法具有可快速产生初始粒子种群、在速度梯度方向上能搜索更优的粒子、引入变异策略保持粒子群的多样性, 避免陷入局部最优等优点。其具体步骤为:

- 1) 选定改进粒子群优化算法的种群规模 n , 并采用改进的方法产生初始粒子种群;
- 2) 初始化粒子群的速度;
- 3) 对每个粒子计算其适应度值;
- 4) 比较各个粒子的适应度值, 记录其自身的最优解 P_i 和群体最优粒子;
- 5) 根据式(5)~(10)计算出粒子的改变速度, 并产生新的粒子种群;
- 6) 判断 γ 是否接近 1, 若是则对该粒子种群进行变异, 并产生新的粒子种群;
- 7) 检查是否满足改进粒子群优化算法终止约束条件, 若否, 转至第 5) 步, 继续, 若是, 则求出最优解。

3 改进的粒子群优化算法在求解电力负荷组合预测模型参数中的应用

3.1 电力负荷组合预测模型

以年电力负荷为例, 给出相应电力负荷组合预测模型。设 y_i 为第 i 年的实际电力负荷 ($i=1,2,\dots,n$), 则由 n 年观测值可得时间序列 $(y_i)_{1 \times n}$; 设 f_{ik} 为第 k 种方法第 i 年的预测值 ($k=1,2,\dots,K$); $e_{ik}=y_i-f_{ik}$ 为第 k 种方法的第 i 年预测值的预测误差; ω_k 为第 k 种方法权系数的估计值; \hat{y}_i 为组合预测值, 则有

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K \omega_k f_{ik} \quad (11)$$

以组合预测的误差平方和最小为目标的固定权系数组合预测模型为^[10-13]

$$\begin{aligned} \min E &= \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{k=1}^K \omega_k f_{ik})^2 \quad (12) \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{k=1}^K \omega_k = 1 \\ &\omega_k \geq 0, \quad k=1,2,\dots,K \end{aligned}$$

采用改进的粒子群优化算法对组合预测模型

式(12)进行优化, 求出组合预测模型的权系数 ω_k , 然后将权系数 ω_k 代入式(11), 由式(11)即可得到组合预测值。

3.2 应用实例

以我国农村电力负荷预测为例, 根据 2006 年中国统计年鉴^[14], 1990—2005 年我国农村电力负荷值如表 1 所示。

表 1 1990—2005 年我国农村电力负荷值
Tab. 1 China's rural power load value from 1990 to 2005

年份	1990	1991	1992	1993
负荷值/(亿 kWh)	844.5	963.2	1 106.9	1 244.9
年份	1994	1995	1996	1997
负荷值/(亿 kWh)	1 473.9	1 655.7	1 812.7	1 980.1
年份	1998	1999	2000	2001
负荷值/(亿 kWh)	2 042.2	2 173.4	2 421.3	2 610.8
年份	2002	2003	2004	2005
负荷值/(亿 kWh)	2 993.4	3 432.9	3 933	4 375

根据表 1 的数据, 分别建立多项式模型、指数模型和 GM(1, 1)模型^[15-16], 如式(13)~(15)所示。

多项式模型为

$$y_1(x) = 1.5x^3 - 27.9x^2 + 298x + 494.5 \quad (13)$$

指数模型为

$$y_2(x) = 820.58e^{0.1026x} \quad (14)$$

GM(1,1)模型为

$$\begin{cases} y_3^1(x+1) = 9324.6e^{0.1023x} - 8480.1 \\ y_3(x) = y_3^1(x) - y_3^1(x-1) \end{cases} \quad (15)$$

由式(13)~(15)建立电力负荷组合预测模型, 如式(16)所示。

$$\begin{aligned} \min E &= \sum_{i=1}^{16} (y_i - \sum_{k=1}^3 \omega_k f_{ik})^2 \quad (16) \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{k=1}^3 \omega_k = 1 \\ &\omega_k \geq 0, \quad k=1,2,3 \end{aligned}$$

采用的改进粒子群优化算法对式(16)进行优化, 其中学习因子 $c_1=c_2=2$, r_1 和 r_2 是在区间 $[0,1]$ 内服从均匀分布的随机数, 惯性权重 $w_{\max}=0.9$, $w_{\min}=0.4$, $T_{\max}=200$, 粒子的初始种群取 100。改进粒子群优化算法运行 185 次达到预期结果, 得到电力负荷组合预测模型的权重为 $\omega_1=0.5$, $\omega_2=0$, $\omega_3=0.5$ 。将 ω_1 , ω_2 和 ω_3 代入式(11), 求出组合预测模型的电力负荷的预测值如表 2 所示。

通过在电力负荷预测的实际应用中可知, 改进粒子群优化算法对电力负荷组合预测模型权重的确定是可行的, 并且从表 2 中可以看出, 电力负荷组

表2 1990—2005年我国农村电力负荷预测情况
Tab. 2 China's rural power load forecasting table from 1990 to 2005

模型	各年份数值/kWh															平均相对 误差/%	
	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004		2005
观测值	884.5	963.2	1 106.9	1 244.9	1 473.9	1 655.7	1 812.7	1 980.1	2 042.2	2 173.4	2 421.3	2 610.8	2 993.4	3 432.9	3 933	4 375	—
多项式模型	766.1	990.9	1 177.9	133.61	1 474.5	1 602.1	1 727.9	1 860.9	2 010.1	2 184.5	2 393.1	2 644.9	2 948.9	3 314.1	3 749.5	4 264.1	3.6
指数模型	909.2	1 007.5	1 116.3	127.0	1 370.6	1 518.7	1 682.8	1 864.6	2 066.1	2 289.3	2 536.7	2 810.8	3 114.5	3 451.0	3 823.8	4 237.0	4.47
GM(1,1)模型	844.5	1 004.8	1 113.1	1 233.0	1 365.9	1 513.0	1 676.1	1 856.7	2 056.7	2 278.4	2 523.9	2 795.8	3 097.1	3 430.8	3 800.5	4 210.1	3.94
组合预测模型	805.3	997.85	1 145.5	1 284.55	1 420.2	1 557.55	1 702	1 858.8	2 033.4	2 231.45	2 458.5	2 720.35	3 023	3 372.45	3 775	4 237.1	3.47

合预测模型的预测精度比单个模型的预测精度高,可更好地为电力部门制定电力计划提供理论依据。

4 结论

1) 本文通过对初始粒子种群产生方法的改进,大大提高了初始粒子种群的产生速度。

2) 为了提高粒子群优化算法的收敛速度,本文引进了自适应步长,可以在该速度梯度方向上找到较优的粒子,进而加速了收敛速度。

3) 为了避免粒子群算法在优化过程中陷入局部最优,本文借鉴遗传算法的变异原理,引进了变异操作,从而保持粒子种群的多样性,跳出局部最优,同时加快了收敛速度。

4) 将改进的粒子群优化算法应用于电力负荷组合预测模型的权重的确定。从实际应用中可以看出,改进的粒子群优化算法在电力负荷组合预测模型的权重的确定中是可行的,并且得到电力负荷预测模型的预测精度比单个模型的预测精度高,可更好地满足生产和管理部门的需要,也可应用到其他的组合预测模型中。

参考文献

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. IEEE International Conference on Neural Networks Perth, Australia, 1995.
- [2] Kennedy J, Eberhart R C. Swarm Intelligence[M]. San Francisco Morgan Kaufmann Publishers, 2001: 11-17.
- [3] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approach to global optimization problem through particle swarm optimization[J]. Natural Computing, 2002, 1(2): 235-256.
- [4] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416-421.
Lü Zhensu, Hou Zhirong. Particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 416-421(in Chinese).
- [5] 刘军民, 高岳林. 混沌粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(2): 222-226.
Liu Junmin, Gao Yuelin. Chaos particle swarm optimization algorithm [J]. Computer Application, 2008, 28(2): 222-226(in Chinese).
- [6] 赵波, 曹一家. 电力系统机组组合问题的改进粒子群优化算法[J]. 电网技术, 2004, 28(1): 6-10.
Zhao Bo, Cao Yijia. An improved particle swarm optimization algorithm for power system unit commitment[J]. Power System Technology, 2004, 28(1): 6-10(in Chinese).
- [7] 符杨, 徐自力, 曹家麟. 混合粒子群优化算法在电网规划中的应用[J]. 电网技术, 2008, 32(5): 31-35.
Fu Yang, Xu Zili, Cao Jialin. Application of heuristic particle swarm optimization method in power network planning[J]. Power System

- Technology, 2008, 32(5): 31-35(in Chinese).
- [8] 冯丽, 孔庆云, 郭琳. 基于多目标粒子群优化算法的短期电力负荷预测法[J]. 电网技术, 2006, 30(10): 265-268.
Feng Li, Kong Qingyun, Guo Lin. An algorithm for short-term electrical load forecasting based on multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2006, 30(10): 265-268(in Chinese).
- [9] 王福林, 王吉权, 吴昌友. 实数遗传算法的改进研究[J]. 生物数学学报, 2006(1): 153-158.
Wang Fulin, Wang Jiquan, Wu Changyou. The improved research on actual number genetic algorithms[J]. Journal of Biomathematics, 2006(1): 153-158(in Chinese).
- [10] 金菊良, 魏一鸣, 丁晶. 用基于加速遗传算法的组合预测模型预测海洋冰情[J]. 系统工程理论方法应用, 2003, 12(4): 367-370.
Jin Juliang, Wei Yiming, Ding Jing. Predicting sea ice condition by using accelerating genetic algorithm based combined forecasting model[J]. Systems Engineering Theory Methodology Applications, 2003, 12(4): 367-370(in Chinese).
- [11] 解江, 江洋溢, 李学文, 等. 基于遗传算法的发动机需求量组合预测方法[J]. 计算机工程, 2003, 32(24): 245-247.
Xie Jiang, Jiang Yangyi, Li Xuewen. Combination prediction method for demand of military aero-engine based on genetic algorithm [J]. Computer Engineering, 2003, 32(24): 245-247(in Chinese).
- [12] 王吉权, 赵玉林. 组合预测法在电力负荷预测中应用[J]. 电力自动化设备, 2004, 24(8): 92-94.
Wang Jiquan, Zhao Yulin. Application of combination forecasting method in power load forecast[J]. Electric Power Automation Equipment, 2004, 24(8): 92-94(in Chinese).
- [13] 余健明, 燕飞, 杨文宇. 中长期电力负荷的变权灰色组合预测模型[J]. 电网技术, 2005, 29(17): 26-29.
Yu Jianming, Yan Fei, Yang Wenyu. Grey variable weight combination model for middle and long term load forecasting [J]. Power System Technology, 2005, 29(17): 26-29(in Chinese).
- [14] 中华人民共和国统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2006: 469.
- [15] 曹军, 胡万义. 灰色系统理论与方法[M]. 哈尔滨: 东北林业大学出版社, 1992: 38-44.
- [16] 曹国剑, 黄纯, 隆辉. 基于 GM(1,1)改进模型的电网负荷预测[J]. 电网技术, 2004, 28(13): 50-53.
Cao Guojian, Huang Chun, Long Hui. Load forecasting based on improved GM(1,1) model[J]. Power System Technology, 2004, 28(13): 50-53(in Chinese).



吴昌友

收稿日期: 2008-04-08。

作者简介:

吴昌友(1981—), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统工程与智能优化方法, E-mail: wuchangyou_81@163.com;

王福林(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为系统工程与管理工程, E-mail: wangfulin@netease.com;

董志贵(1980—), 男, 助理工程师, 研究方向为管理科学与工程;

索瑞霞(1982—), 女, 硕士研究生, 研究方向为系统工程与管理工程。

(编辑 张玉荣)