

文章编号: 1008-2786-(2015)3-374-05

DOI: 10.16089/j.cnki.1008-2786.000047

基于 QPSO-LSSVM 的边坡变形预测

李越超

(中国铁建十一局集团城市轨道交通工程有限公司, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 滑坡变形受外界影响因素作用的机理十分复杂, 难以采用简单方法对其进行预测, 因此建立快速准确的滑坡预测模型十分重要。采用比一般支持向量机(SVM)预测效果更好且计算速度更快的最小二乘支持向量机(LSSVM)方法, 选用 RBF 核函数对边坡位移时序数据进行训练和预测, 并引入量子粒子群算法(QPSO)对 LSSVM 模型参数 γ 和 σ 进行全局寻优, 避免了人为选择参数的盲目性, 提高了模型的预测精度。将优化模型应用于新滩滑坡和卧龙寺新滑坡的变形预测, 并与传统的 LSSVM、PSO-LSSVM 模型进行预测精度及收敛性对比分析。结果表明, QPSO-LSSVM 模型较传统方法在预测精度上有了明显提高, 且收敛速度明显加快, 说明 QPSO-LSSVM 模型在边坡位移时序预测中具有良好的应用价值。

关键词: 边坡变形; 变形预测; 最小二乘支持向量机; 量子粒子群优化

中图分类号: P642

文献标志码: A

滑坡是一种常见且破坏性较强的地质灾害。由于边坡力学性质的普遍不确定性, 边坡稳定性与其影响因子之间呈现高度的非线性关系, 所以对边坡变形监测数据进行分析, 运用人工智能方法挖掘出变形数据中的时序变化规律, 预测边坡未来的演化及发展趋势, 及时捕捉各种异常迹象, 防患于未然, 在工程上具有重要的意义^[1]。目前, 已经有多种非线性时间序列预测方法用来进行边坡变形的预测, 其中主要有灰色理论^[2-3]、人工神经网络^[2-5]、混沌^[5]等方法。但这些预测方法都一定程度上存在着理论或应用上的不足, 如灰色理论需要假设时间序列中与历史时序吻合的模式, 但这些假设往往都与实际不符; 人工神经网络建模方法虽在边坡变形预测中应用较多, 但它存在着训练时间长、动态特性不理想、可能陷入局域极值等缺点。

20 世纪末发展起来的支持向量机理论(SVM)^[6-8]很好地弥补了上述传统非线性预测方法的不足, 它是一种以结构风险最小化原理为基础的新算法, 能较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题, 具有很强的泛化能力。而

最小二乘支持向量机(LSSVM)是标准支持向量机的一种扩展, 采用最小二乘线性系统作为损失函数, 求解过程变成了解一组等式方程, 简化了计算复杂性, 求解速度相对加快, 较其他算法具有很大优越性。

LSSVM 和其他学习算法一样, 其性能也依赖于其训练参数。盲目选取参数往往会使预测结果不够准确。因此许多学者采用优化算法对模型参数进行优化。但采用具有较强全局搜索能力的量子粒子群算法(QPSO)优化 LSSVM 滑坡变形预测模型参数的文献还很少见。

本文采用 QPSO 方法对 LSSVM 建模过程中的重要参数 γ 和 σ 进行优化, 确定其最优值, 避免参数选取的盲目性, 从而建立边坡变形预测模型。并将其应用于预测两种典型边坡变形时间序列, 以验证 QPSO-LSSVM 模型对边坡变形预测的效果。

1 预测模型

1.1 最小二乘支持向量机

SVM 就是用内积函数定义的非线性变换将输

收稿日期(Received date): 2014-06-16; 修回日期(Accepted): 2014-09-05。

作者简介(Biography): 李越超(1987-), 男, 湖北武汉人, 硕士, 助理工程师, 主要从事岩土工程性质及边坡稳定性理论研究与应用研究。

[Li Yuechao(1987-), male, from Wuhan, Hubei, Master of Engineering, Assistant Engineer, engaged in the research on theory and application of the engineering property and stability of rock and soil.]E-mail: 411053845@qq.com

入空间变换到一个高维空间,并在这个高维空间中求广义最优分类面。SVM 分类函数形式上类似于一个三层神经网络,输出是中间节点的线性组合,每个中间节点对应于一个支持向量。

LSSVM 是 Suykens J. A. K 于 1999 年提出的一种新型支持向量机^[9],它是标准 SVM 的一种扩展。LSSVM 优化指标采用了平方项,用等式约束代替了标准支持向量机的不等式约束,并采用二次误差函数来代替 SVM 算法中的 ε 不敏感损失函数。从而推出一系列等式约束,即将二次规划问题转变成线性方程组的求解问题,简化了计算复杂性,加快了求解速度。假设训练样本数据为 $\{x_k, y_k\} (k=1, 2, \dots, N)$, $x_k \in R^N$ 为 N 维系统输入向量, $y_k \in R$ 为向量输出值。

在高维特征空间中构造拟合数据的最优线性函数为

$$y(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

式中 w 为权向量; b 为偏置量。非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 把样本从原空间 R^n 映射到一个高维特征空间 $\varphi(x)$ 的线性问题求解。在优化目标中选取误差 e_k (松弛因子)的二范数作为损失函数,把标准 SVM 的不等式约束变为等式约束,使得 LSSVM 优化问题的最小化函数为

$$\min_{w, b, \rho} J(w, \rho) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (2)$$

$$y_k = w^T \varphi(x_k) + b + e_k, k=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式中 e_k 为误差变量; b 是偏差量; γ 为正则化参数,用于控制对超出误差的样本的惩罚程度。

权向量 w 可能是无穷维,这样使得从公式(1)中无法直接计算 w 。为此,不在初始空间而在对偶空间计算 LS-SVM 模型。考虑到这一点,定义拉格朗日方程如式(4)所示

$$L(w, b, \rho, \alpha) = J(w, \rho) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{w^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k\} \quad (4)$$

式中 α_k 为拉格朗日乘子。

通过一系列变换^[7]可将式(1)最终转换为如下 LSSVM 模型

$$y(x) = \sum_{k=1}^N a_k K(x, x_k) + b \quad (5)$$

式中 K 为核函数。

常用的核函数有:多项式核函数、线性核函数及 RBF 核函数。其中 RBF 核函数为:

$$K(x_k, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_k - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中 σ 是核宽度。

LSSVM 用等式约束代替了传统 SVM 的不等式约束,从而避开了求解计算相当繁重的二乘规划问题,有效地提高了学习求解速度。所以 LSSVM 具有算法简单、结构简单、计算速度快等优点。

γ 和 σ 对 LSSVM 有很大影响,所以选取合适的模型参数至关重要。

1.2 量子粒子群优化算法

1.2.1 粒子群优化算法(PSO)

粒子群优化算法(PSO)是 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出的一种模仿鸟群在一区域内随机的觅食行为的算法^[10]。在 PSO 中每个优化问题的潜在解都可以想象成 D 维搜索空间上的一个点,称为一个“粒子”。在每一次迭代中,每一个粒子的速度通过自身目前的速度 v 、位置 x 、目前找到的最优解 pB 和群体目前找到的最优解 gB 来进行调整,进而调整粒子的位置。其速度和位置的迭代方程式如下

$$v_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1 r_1 (pB_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (gB_d(t) - x_{id}(t)) \quad (7)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (8)$$

其中 i 表示第 i 个粒子, d 表示粒子维数; t 表示第 t 代; w 为保持原来速度的系数,称为惯性权重系数; c_1 和 c_2 分别为认知权重系数和社会权重系数,表示粒子的对自我和群体的学习能力; r_1 和 r_2 为两个^[10,11]之间的随机数,表示对学习的记忆能力。

1.2.2 量子粒子群优化算法(QPSO)

从动力学的角度来说,PSO 中的粒子的收敛过程是以 pB 点为吸引子,随着速度的变化不断接近 pB 点,最后收敛于 pB 点。在这个过程中,粒子是在经典力学的状态下沿着确定的轨迹运动,因此粒子搜索的空间是一个有限的区域,所以不能保证说得收敛值为全局最优解。

为了克服 PSO 的缺点, Sun 等人从量子力学的角度,提出了量子粒子群优化算法(QPSO),认为粒子具有量子行为,每一个粒子在搜索空间移动时,存在着一个以 pB 为中心的 DELTA 势阱^[11]。由于在量子空间中的粒子移动时没有确定的轨迹,这使粒子可以在整个可行解区域搜索全局最优解,因而 QPSO 算法的全局搜索能力远远优于经典的 PSO 算法。

QPSO 算法能够自动从优化变量的搜索范围内找到目标函数值的最优值或者是最接近的最优值。

本文定义适应值函数

$$f(x) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (x_k - x_k^*)^2}{N}} \tag{9}$$

式中 为第 k 个样本实测值; x_k^* 为第 k 个样本预测值; N 为样本数目。

本文选取 RBF 函数作为支持向量机核函数, 则参数优化问题为: 寻找最优的参数 (γ, σ) , 通过最小二乘支持向量机学习, 使得式 (9) 最小。

2 工程应用

本文将采用普通 LSSVM、PSO - LSSVM 和 QP-SO - LSSVM 三种方法对新滩滑坡及卧龙寺新滑坡的变形进行预测, 对比分析。

新滩滑坡于 1985 - 06 - 12 发生于长江西陵峡新滩镇, 为一典型的堆积层滑坡。其主滑区姜家坡西侧前缘及坡脚 A3 监测点累计位移时序数据如表 1 所示。

本文直接建立滑坡变形与时间的关系, 即变量

x 为时段, y 为滑坡位移。共 90 组数据。前面 85 组作为学习样本, 后面 5 组为预测样本。经试算, PSO 及 QPSO 算法均采用粒子数为 20, 维数为 2, 最大迭代次数为 100 次参数计算。PSO 学习因子 $c_1 = 1, c_2 = 2$ 。计算结果如图 1 所示。

迭代 100 步后, PSO - LSSVM、QPSO - LSSVM 适应值基本不变, 分别为 163.323 和 159.272。LSSVM 任意设置其参数, 适应值为 270.886。从图 1 所示的三种方法所得预测结果与真实曲线对比也可以看出 QPSO - LSSVM 计算结果曲线最接近真实曲线, PSO - LSSVM 次之, LSSVM 因其参数的盲目性导致预测效果最差。而在计算机相同配置情况下, 迭代 100 次, PSO - LSSVM 和 QPSO - LSSVM 分别用时 20 s 和 15 s。说明 QPSO 较 PSO 算法更快速且更准确。

为了说明 QPSO 相对 PSO 的优越性, 对两者的收敛性进行比较 (图 2)。由图 2 可知, PSO 算法在迭代 54 次后才基本稳定不变, 而 QPSO 算法仅在迭代 5 次后即达到稳定, 且适应值小于 PSO 算法的最

表 1 监测点 A₃ 累计位移数据^[12]
Table 1 Accumulative displacements of monitoring point A₃ /mm

年份 Years	1 月 January	2 月 February	3 月 March	4 月 April	5 月 May	6 月 June	7 月 July	8 月 August	9 月 September	10 月 October	11 月 November	12 月 December
1978	10.7	13.9	21.0	27.1	33.5	42.2	55.3	62.2	67.0	68.8	70.6	78.1
1979	79.7	86.9	87.9	89.5	94.5	105.0	110.7	130.4	466.7	628.0	667.8	669.4
1980	683.7	694.8	702.6	706.8	716.5	726.2	807.0	856.5	916.0	936.7	946.1	964.8
1981	987.7	994.6	1 000.8	1 011.4	1 017.9	1 022.9	1 026.3	1 036.5	1 045.1	1 056.8	1 063.6	1 065.5
1982	1 073.7	1 081.2	1 088.0	1 121.2	1 187.9	1 270.1	1 324.6	1 668.8	2 099.4	2 625.0	3 058.5	3 093.8
1983	3 139.1	3 154.1	3 185.9	3 202.3	3 222.3	3 243.1	3 287.0	3 635.1	3 736.4	3 907.6	4 206.3	4 362.5
1984	4 431.6	4 482.9	4 510.5	4 526.0	4 575.0	4 702.9	4 898.9	5 219.0	5 355.1	5 768.9	6 094.7	6 309.3
1985	6 451.4	6 597.5	6 750.8	6 873.8	7 169.9	9 175.8						

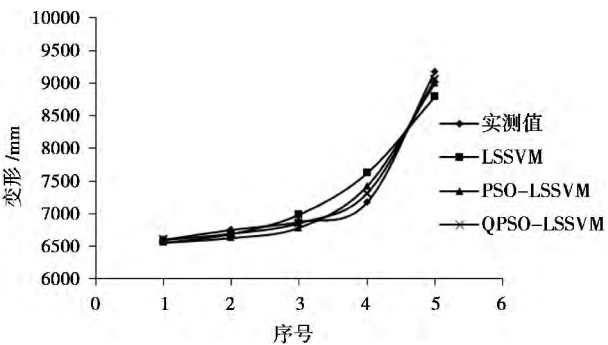


图 1 三种方法预测效果对比
Fig. 1 Comparison between monitoring data and forecasting data of three methods

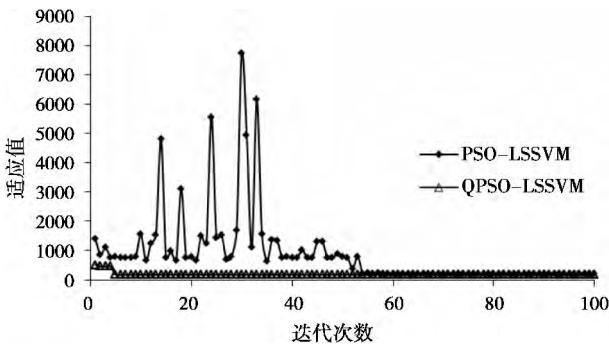


图 2 粒子群算法收敛性比较
Fig. 2 Comparison of convergence property of particle swarm optimization

表 2 卧龙寺新滑坡位移监测数据^[13]
Table 2 Measured data of Wolongsi slope

时段	位移	时段	位移	时段	位移	时段	位移	时段	位移	时段	位移
Time	Displacement/mm	Time	Displacement/mm	Time	Displacement/mm	Time	Displacement/mm	Time	Displacement/mm	Time	Displacement/mm
15	1	24	6.3	33	9.4	42	13	51	19	60	30
16	1.5	25	7	34	10	43	13.5	52	19.2	61	31
17	1.7	26	7.3	35	10.1	44	14	53	20	62	32
18	2.5	27	7.8	36	10.3	45	15	54	23	63	33
19	3.2	28	8.2	37	10.4	46	16.1	55	24	64	42
20	4	29	8.4	38	10.5	47	16.4	56	25.2	65	47
21	4.4	30	8.7	39	10.8	48	17.2	57	26	66	61
22	5.1	31	9	40	11.1	49	17.6	58	27		
23	5.9	32	9.2	41	12	50	18.2	59	28.2		

终适应值,可见 QPSO 在收敛性能和收敛速度方面都优于 PSO。同时也可以看出在该算例中,PSO 算法陷入局部最小,而 QPSO 算法的全局搜索能力优于 PSO 算法。

除了应用于堆积层滑坡的变形预测,本文方法还可应用于其他类型滑坡。

卧龙寺新滑坡是一个塬边黄土滑坡,1971 年发现裂缝,从该年 3 月 11 日起对其进行变形观测至 5 月 5 日产生剧滑,其 5 号裂缝共获得了历时 66 d 的监测结果。5 号缝的变形时序如表 2 所示。同样以时段为 x 变量,滑坡位移为 y 变量。共 52 组数据。前面 47 组作为学习样本,后面 5 组为预测样本。

经试算,PSO 及 QPSO 算法均采用粒子数为 20,维数为 2,最大迭代次数为 50 次参数计算。PSO 学习因子 $c_1 = 1$ $c_2 = 2$ 。计算结果如图 3 所示。

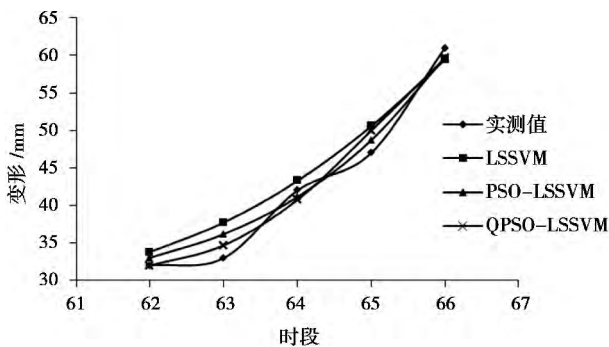


图 3 三种方法预测效果对比
Fig. 3 Comparison between monitoring data and forecasting data of three methods

迭代 50 步后,PSO - LSSVM、QPSO - LSSVM 适应值基本不变,分别为 1.817 5 和 1.735 3,LSSVM 任意设置其模型参数,适应值为 2.908。与图 1 类似,从图 3 所示的三种方法所得预测结果与真实

曲线的对比也可以看出 QPSO - LSSVM 计算结果曲线最接近真实曲线,PSO - LSSVM 次之,LSSVM 最差。在计算机相同配置情况下,迭代 50 次,PSO - LSSVM 和 QPSO - LSSVM 分别用时 8 s 和 4.5 s。

同样为了说明在该算例中 QPSO 相对 PSO 的优越性,对两者的收敛性进行比较,结果如图 4 所示。由图 4 可知,QPSO 在收敛性能和收敛速度方面都优于 PSO。结论与图 2 所得结论相同,不再赘述。

两个滑坡的预测结果均说明,QPSO - LSSVM 模型对滑坡的变形有很好的预测效果。

3 结论

1. 采用 QPSO 对 LSSVM 模型参数进行优化,将模型运用于新滩滑坡以及卧龙寺新滑坡的变形预测,预测效果良好,精度较 PSO - LSSVM 及一般 LSSVM 模型均有提高,表明 QPSO - LSSVM 模型在滑坡变形预测中具有一定的应用价值。

2. QPSO 收敛性、收敛速度以及搜索精度均优于 PSO。采用 QPSO 对 LSSVM 模型参数进行优化

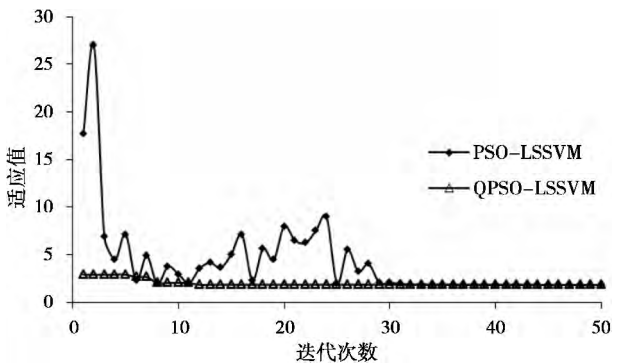


图 4 粒子群算法收敛性比较
Fig. 4 Comparison of convergence property of particle swarm optimization

可以更加快速、精确得到结果 这在多维参数优化中将会更加明显。

参考文献(References)

- [1] Feng Xiating. Introduction to intelligent rock mechanics [M]. Beijing: Science Press, 2000. [冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.]
- [2] Wu Yiping, Teng Weifu, Li Yawei. Application of grey-neural network model to landslide deformation prediction[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(3): 632-636 [吴益平, 滕伟福, 李亚伟. 灰色-神经网络模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(3): 632-636]
- [3] Gao Wei, Feng Xiating. Study on displacement predication of landslide based on grey system and evolutionary neural network [J]. Rock and Soil Mechanics, 2004, 25(4): 514-517 [高玮, 冯夏庭. 基于灰色-进化神经网络的滑坡变形预测研究[J]. 岩土力学, 2004, 25(4): 514-517]
- [4] Zeng Yao, Li Chunfeng. Landslide displacement prediction by using multivariable time series based on RBF neural network [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2012, 29(4): 30-34 [曾耀, 李春峰. 基于 RBF 多变量时间序列的滑坡位移预测研究[J]. 长江科学院院报, 2012, 29(4): 30-34]
- [5] Tang Lu, Qi Huan. Prediction of landslide based on chaos and neural networks[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 33(12): 1984-1987 [唐璐, 齐欢. 混沌和神经网络结合的滑坡预测方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(12): 1984-1987]
- [6] Dong Hui, Fu Helin, Leng Wuming. Kernel design for displacement time series of landslide [J]. Rock and Soil Mechanics, 2008, 29(4): 1087-1092 [董辉, 傅鹤林, 冷伍明. 滑坡位移时序预测的核函数构造[J]. 岩土力学, 2008, 29(4): 1087-1092]
- [7] Xu Fei, Xu Weiya, Wang Ke. Slope stability analysis using least square support vector machine optimized with ant colony algorithm [J]. Journal of Engineering Geology, 2009, 17(2): 253-257 [徐飞, 徐卫亚, 王珂. 基于蚁群优化最小二乘支持向量机模型的边坡稳定性分析[J]. 工程地质学报, 2009, 17(2): 253-257]
- [8] Zhao Hongbo, Feng Xiating. Study and application of genetic-support vector machine for nonlinear displacement time series forecasting [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2003, 25(4): 468-471 [赵洪波, 冯夏庭. 非线性位移时间序列预测的进化-支持向量机方法及应用[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(4): 468-471]
- [9] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Process Letters, 1999, 9(3): 293-299
- [10] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization [G]//Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, IV. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948
- [11] JunSun, BinFeng, WenboXu. Particle Swarm Optimization with particles having quantum behavior [G]//Congress on Evolutionary Computation, 2004.
- [12] He Keqiang, Sun Linna, Wang Sijing. Displacement fractal parameter Hurst index and its application to prediction of debris landslides [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(6): 1107-1115 [贺可强, 孙林娜, 王思敬. 滑坡位移分形参数 Hurst 指数及其在堆积层滑坡预报中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(6): 1107-1115]
- [13] Liu Yongjian, Zhang Boyou. Application of chaotic time-series in slope displacement forecasting [J]. Journal of Liaoning Technical University, 2007, 26(1): 74-76 [刘勇健, 张伯友. 混沌时间序列在边坡位移预测中的应用[J]. 辽宁工程技术大学学报, 2007, 26(1): 74-76]

Forecasting of Slope Displacement Based on QPSO-LSSVM Method

LI Yuechao

(Urban Mass Transit Engineering Co., Ltd of China Railway 11th Construction Bureau Group, Wuhan 430074, China)

Abstract: The mechanism of slope deformation is complicated, because it is influenced by outside factors. It is difficult to adopt simple method to predict, so establish a fast and accurate slope displacement prediction model is very important. The method of least squares support vector machines (LSSVM) with higher accuracy than standard support vector machines method is used to train and simulation the slope displacement-time data. And the quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO) is adopted to optimize the parameters (γ , σ) of LSSVM model in order to avoid artificial arbitrariness and enhance the forecast accuracy. For comparison, the model of QPSO-LSSVM, LSSVM and the traditional SVM are used to forecast the same series displacement-time data of Xintan slope and Wolongsi slope. The results indicate that the QPSO-LSSVM method is much better than traditional method in terms of forecast accuracy and can be well applied to the forecast of displacement-time series.

Key words: slope displacement; prediction of deformation; least square support vector machine; quantum-behaved particle swarm optimization