

文章编号: 1000-7598-(20

07) 增刊-0460-05

参数优化 LSSVM 的巷道围岩松动圈预测研究

马文涛

(宁夏大学 数学计算机学院, 银川 750021)

摘 要: 最小二乘支持向量机方法(LSSVM)在处理小样本、高维数、非线性的问题时, 具有求解速度快、易于描述非线性关系的优良特性。但是, 该方法得到的模型拟合精度和泛化能力依赖于其相关参数, 因此, 提出基于粒子群优化算法(PSO)的 LSSVM 参数优选方法。最后, 用该模型对巷道围岩松动圈进行了预测研究。结果表明, PSO 优化的 LSSVM 模型具有收敛速度快、计算精度高的特点, 说明该模型是合理、有效的。

关 键 词: 粒子群优化算法; 最小二乘支持向量机; 松动圈厚度; 预测

中图分类号: Tv 223.21

文献标识码: A

A predicative study of loosening zones around roadways with least square support vector machines method with optimized parameters

MA Wen-tao

(Department of Maths & Computer Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Least square vector machines had the quickly solving speed and the excellent characteristics to describe the little samples, nonlinear and high dimensions problem. But the regression accuracy and generalization performance of this method depend on a proper setting of its parameters. So, an optimal selection approach of LSSVM was presented based on particle swarm optimization (PSO) algorithm. Then, the prediction on the thickness of the loosen zone around roadway is made by PSO-LSSVM model, and the results show that this model has the characteristic of quickly convergence speed and highly calculating precision. So, this model is reasonable and feasible.

Key words: particle swarm optimization algorithm; least square support vector machines; thickness of loosen zone; prediction

1 引 言

自然状态下的地壳煤岩层通常处于应力平衡状态。当巷道开挖后, 改变了它的边界条件, 破坏了其平衡状态, 使围岩应力发生了显著变化, 一是巷道周边径向应力下降为 0, 围岩强度明显下降; 二是围岩中出现应力集中现象。如果集中应力小于岩体强度, 围岩处于稳定状态; 如果集中应力超过围岩强度, 巷道围岩将发生破坏, 这一破坏发展到一定深度后会取得新应力平衡, 产生一定的破坏松动范围。这个范围被称为巷道围岩松动圈^[1]。巷道围岩松动圈是巷道开挖后地应力超过围岩强度的结果。所以, 松动圈理论认为, 支护的作用就是限制

围岩松动圈范围中碎胀力所造成的有害变形。因此, 合理地确定巷道围岩松动圈的大小, 对于选择恰当的巷道支护方式与参数具有十分重要的意义。由于围岩松动圈存在于围岩内部, 不能直接进行观测, 目前主要是采用声波仪实测的方法。但是, 声波实测费用昂贵, 在许多情况下是不可行的。近年来, 一些科技工作者将人工智能领域中的人工神经网络方法引入到松动圈的研究中并取得了一定的成果^[2-4]。但是, 这种方法本身存在着难以克服的缺陷, 在学习样本数量有限时, 精度难以得到保证, 学习样本数量很多时, 往往又陷入“维数灾难, 泛化性能不高”^[5]。在这种情况下, 如何找到一种在样本数量有限的情况下, 精度高而且泛化能力强的

学习算法至关重要。最小二乘支持向量机^[6] (least square support vector machines, LSSVM) 就具有这样的优良特性。它是由 Suykens 首先提出的一种以结构风险最小化原理为基础的新型机器学习算法, 在训练过程中不易发生局部最优以及过拟合现象。它通过求解一组线性方程组得到全局最优解, 提高了收敛速度, 可以有效地克服人工神经网络的缺陷。但对于最小二乘支持向量机的参数选择问题, 目前还是一个研究热点、难点问题。本文采用粒子群优化算法^[7,8] (particle swarm optimization, PSO) 搜索 LSSVM 的全局最优参数, 对回采巷道围岩松动圈厚度进行预测研究。

2 最小二乘支持向量机的基本原理

最小二乘支持向量机是支持向量机(SVM)的一种改进算法, 它将 SVM 算法中的不等式约束转化为等式约束, 采用最小二乘线性系统作为损失函数代替支持向量机所采用的二次规划方法, 在模式识别和非线性函数估计方面取得了较好的应用效果。围岩松动圈厚度预测是一个复杂的、高维数的、有限样本的非线性问题。因此, 本文采用最小二乘支持向量机方法来描述这种非线性关系。该方法的基本原理描述如下: 训练数据的样本可表示为 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$, $x_i \in R^n$ 是第 i 个样本的输入向量, $y_i \in R$ 是第 i 个样本的目标值, l 为训练样本数。在特征空间中 LS-SVM 模型取如下形式:

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

式中: 非线性变换 $\varphi(\bullet)$ 将输入样本数据映射到高维特征空间; ω 为权向量。最小二乘支持向量机的目标函数可描述为

$$\min_{\omega, b, \xi} J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (2)$$

$$\text{s.t. } y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] = 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, l \quad (3)$$

式中: ω 为权向量; ξ_i 为误差变量; γ 为可调参数, 用于控制对超出误差的样本的惩罚程度。显然, 最小二乘支持向量机只有等式约束, 且目标中的损失函数是误差的二范数, 这大大简化了问题的求解。

定义拉格朗日函数:

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = J(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l (\alpha_i \{y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b]\} - 1 + \xi_i) \quad (4)$$

式中: α_i 为拉格朗日乘子。根据 KKT 最优条件, 依次计算 $\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0$; $\frac{\partial L}{\partial b} = 0$; $\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0$; $\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0$ ($i = 1, \dots, l$), 得到如下线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & Q^T \\ Q & PP^T + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中:

$$P = [\varphi(x_1)^T y_1 \quad \dots \quad \varphi(x_l)^T y_l]; \quad I = [1 \quad \dots \quad 1]^T;$$

$$Q = [y_1 \quad \dots \quad y_l]; \quad \alpha = [\alpha_1 \quad \dots \quad \alpha_l]^T.$$

根据 Mercer 条件, 核函数可写为

$$k(x_k, x_h) = \varphi(x_k)^T \varphi(x_h) \quad (6)$$

则式 (5) 可修改为

$$\begin{bmatrix} 0 & y_1 & \dots & y_l \\ y_1 & y_1 y_1 k(x_1, x_1) + \gamma^{-1} & \dots & y_1 y_l k(x_1, x_l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_l & y_l y_1 k(x_l, x_1) & \dots & y_l y_l k(x_l, x_l) + \gamma^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

显然, 最小二乘支持向量机的优化问题转化为求解上述线性方程组。最小二乘支持向量机通常比标准支持向量机具有更快的训练速度。

由式 (7) 求出 b , α 后, 最小二乘支持向量机的回归函数为

$$y(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (8)$$

式 (8) 中取不同的核函数将形成不同的算法, 目前使用最多的核函数主要是多项式和核函数、径向基核函数、sigmiod 核函数。本文选取径向基核函数:

$$k(x, z) = \exp(-|x - z|^2 / \sigma^2) \quad (9)$$

3 基于 PSO 算法的最小二乘支持向量机的参数优选。

3.1 PSO 算法介绍

采用 LSSVM 进行非线性建模的过程中, 参数 (γ , σ) 的取值对模型的效率和推广预测能力影响很大, 它们的选择是建立一个好的支持向量机模型的重要内容。利用比较成熟的智能优化算法对参数 (γ , σ) 进行优化, 能够避免试算的盲目性, 提高模型的精度, 值得进行深入研究。目前使用较多的智能优化算法是遗传算法, 但遗传操作中的选择、交叉、变异比较复杂, 而且对于高维问题其收敛速度和精度都有一定的限制^[9]。PSO 算法是美国

Eberhart 博士与 Kennedy 博士受鸟群觅食行为的启发, 于 1995 年提出的一种生物进化算法。相比之下, 粒子群算法是基于种群的并行全局搜索策略, 概念简单, 易于实现, 且没有太多参数调节, 具有更快的收敛速度。对于处理高维问题也有一定的优势。因此, 本文采用 PSO 算法来优化 LSSVM 模型中的参数。

PSO 算法采用速度-位置搜索模型, 每个粒子代表解空间的一个候选解, 粒子在搜索空间以一定的速度飞行, 飞行速度根据飞行经验进行动态调节。群体中 (共 m 个粒子) 第 i 个粒子在 D 维解空间的位置表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 其中 $i=1, 2, \dots, m$; 其速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。第 i 个粒子搜索到的最好位置为 $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$, 称为 P_{best} ; 整个粒子群搜索到的最优位置为 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$, 称为 g_{best} 。整个粒子群通过速度和位置的更新来搜索整个状态空间:

$$v_i(k+1) = \omega v_i(k) + c_1 \text{rand}() (P_{best} - x_i(k)) +$$

$$c_2 \text{rand}() (g_{best} - x_i(k)) \quad (10)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1) \quad (11)$$

式中: c_1 、 c_2 被称作学习因子, 通常在 0~2 之间取值; $\text{rand}()$ 为 (0,1) 之间的随机函数; ω 为加权系数, 为加快收敛速度, 其值应随算法迭代的进行而自动减小, 一般定义为

$$\omega = \omega_{\max} - \text{iter} \times \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{\text{iter}_{\max}} \quad (12)$$

式中: $\omega_{\max}$, $\omega_{\min}$ 分别为最大、最小权重因子; iter 为当前迭代次数; $\text{iter}_{\max}$ 为最大迭代次数。

3.2 基于 PSO 算法的 LSSVM 参数优选

推广能力估计是机器学习中的一个重要问题, 也是参数选择的基础, 常用的方法有留一法、k-fold 交叉验证法、Oppen-Winther 法等, 其中留一法是 k-fold 交叉验证法的特例, 就是将 N 个学习样本分为 N 份, 每份一个样本。任意取出其中一份作为验证集, 用剩余的 $N-1$ 份作为训练集建立模型, 并对验证集进行验证, 计算相应的预测误差。这样重复 N 次, 则所有的样本集都作为验证集出现过, 然后计算均方根误差。显然, 留一法适合样本数据比较少的问题, 它的优点是可以充分有效地利用 N 个样本, 是评价模型稳定性和模型泛化能力的十分重要的方法之一。因此, 本文选择留一法, 以该方法计算得到的均方根误差作为参数优化的适应值。PSO

优化 LSSVM 参数的具体步骤描述如下:

①初始化设置, 包括设置群体规模、迭代次数、权重因子 $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 、随机给出初始化粒子群向量 x_i^0 和初始速度 v_i^0 。其中, 每个粒子向量对应最小二乘支持向量机的惩罚参数 γ 和核参数 σ ;

②从 N 个样本集中任意选择一个作为验证集, 其余 $N-1$ 个作为训练集;

③将每一个粒子的个体极值 P_{ibest} 设置为当前位置, 代入 LSSVM 进行训练, 得到相应的预测值;

④重复步骤②~③, 直到所有的样本作为检验样本出现过;

⑤计算每一个粒子的均方根误差即适应值:

$$\frac{1}{N} \sqrt{\sum_{j=1}^N (y^j - \bar{y}_i^j)^2} \quad (13)$$

式中: y^j 为第 j 个检测样本的真实值; $\bar{y}_i^j$ 为第 i 个粒子代入 LSSVM 得到的第 j 个检测样本的预测值。取适应度最好的粒子所对应的个体极值作为全局极值 g_{best} ;

⑥按照式进行迭代计算, 更新粒子的位置、速度;

⑦将每个粒子的适应值 f_i 与其对应的适应值 $f(P_{ibest})$ 进行比较, 如果 $f_i < f(P_{ibest})$, 则 $f(P_{ibest}) = f_i$, $P_{best} = x_i$ 。将每个粒子的最好适应值 $f(P_{ibest})$ 与全局最好适应值 $f(g_{best})$ 进行比较。如果 $f(P_{ibest}) < f(g_{best})$, 则 $f(g_{best}) = f(P_{ibest})$, 同时记忆个体与群体所对应的最佳适应值的位置 P_{Best} 和 G_{best} ;

⑧重复步骤②~⑦, 直到满足最大迭代次数;

⑨结束, 记忆最好的参数 (γ , σ)。

4 巷道围岩松动圈的最小二乘支持向量机模型及应用

4.1 模型构造

影响巷道围岩松动圈厚度的因素很多, 这些因素之间关系复杂, 往往呈现出强烈的非线性, 目前还没有一个通用的数学模型。参考相关文献, 影响巷道围岩松动圈厚度的主要因素选取为巷道埋深、巷道跨度、直接顶与煤层厚度之比、围岩强度 (单轴抗压强度)、节理发育程度等 5 项指标。样本集合^[10]见表 1, 其中前 30 个作为学习样本, 后 4 个作为测试样本。

设置粒子群搜索参数: 群体规模为 20, 迭代次数为 200, $c_1 = c_2 = 1$, $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.4$,

$v_{\max}=10$ 。将表 1 中的数据代入 LSSVM，按照 3.2 所描述的步骤进行训练。图 1 给出了 20 个粒子个体的适应值随迭代次数的变化过程。经过 126 次迭代，适应值收敛到 0.006 6。图 2 给出了粒子群适应

表 1 样本集合及计算结果

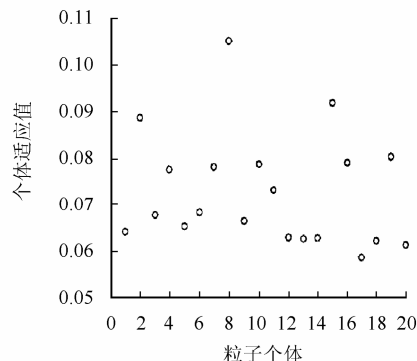
Table 1 Samples and calculating results

序号	巷道埋深 / m	巷道跨度 / m	直接顶与煤层厚度比	围岩强度 / MPa	节理发育程度	松动圈厚度 / m	
						实测	预测
1	370	3.5	3.71	10.5	3	1.0	1.068 6
2	420	3.2	0.60	9.1	4	1.4	1.404 0
3	350	3.2	3.52	10.5	3	1.2	1.146 5
4	510	3.7	1.00	12.6	4	1.4	1.515 6
5	403	2.9	2.53	12.6	3	1.3	1.255 8
6	420	3.6	2.24	14.3	3	1.1	1.110 9
7	410	3.2	0.92	13.3	4	1.4	1.440 8
8	450	3.0	1.85	11.2	3	1.2	1.232 7
9	362	2.6	5.55	62.4	2	0.6	0.670 4
10	315	2.8	3.75	11.2	3	1.1	1.116 1
11	125	2.8	1.11	13.3	3	1.3	1.268 4
12	460	3.2	3.75	101.6	1	0.4	0.499 9
13	340	3.4	5.23	18.8	3	1.3	1.217 2
14	665	3.6	0.57	10.9	4	1.7	1.616 5
15	322	4.4	0.45	14.3	4	1.5	1.463 3
16	450	3.4	1.81	9.1	5	2.0	1.946 0
17	249	3.2	0.50	16.8	3	1.0	1.057 0
18	296	3.4	2.00	22.4	3	1.2	1.162 6
19	178	2.6	7.00	23.8	3	1.2	1.190 9
20	268	3.4	1.73	11.96	4	1.4	1.377 3
21	180	2.8	3.60	110.2	1	0.3	0.414 2
22	236	3.0	1.20	14.3	3	1.2	1.180 2
23	321	3.0	0.67	13.3	3	1.1	1.100 1
24	97	2.6	1.85	11.2	3	1.2	1.213 8
25	310	3.2	4.16	28.0	3	0.8	0.885 3
26	450	3.6	0.70	13.3	4	1.6	1.577 1
27	340	3.2	3.80	32.2	2	0.7	0.748 1
28	470	4.0	0.60	10.1	5	2.2	2.077 0
29	470	3.6	0.40	9.1	5	2.1	2.048 7
30	467	3.4	1.72	10.1	4	1.8	1.695 2
31	305	3.2	3.00	10.1	4	1.3	1.345 4
32	293	3.5	2.85	11.9	3	1.1	1.131 1
33	340	3.0	4.34	73.6	2	0.8	0.838 0
34	520	3.8	0.90	11.9	4	1.7	1.667 4

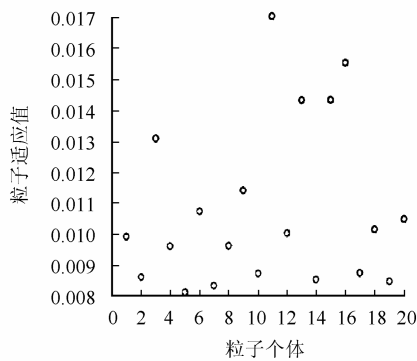
注：节理发育系数 1, 2, 3, 4, 5 分别对应节理很不发育、不发育、中等发育、较发育及很发育。

值的收敛过程。从图 1 和图 2 可以看出，PSO 方法的收敛速度很快。最终得到的最优参数是： $\gamma=6.311\ 5$ ； $\sigma=1.576\ 5$ 。

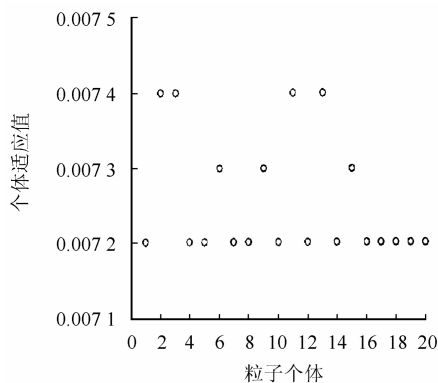
从表 1 可以看出，本文方法无论是在拟合过程，还是预测过程中都表现出了良好的性能，具有较高的精度，这说明本文所建立的模型是科学可信的，是围岩松动圈厚度预测的有效途径。



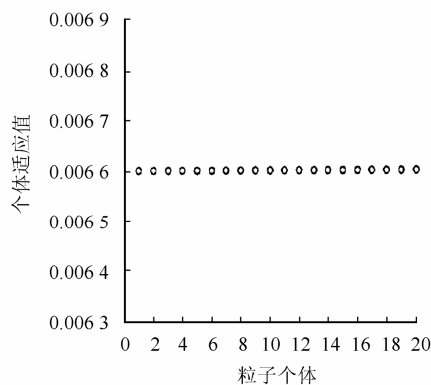
(a) 初始粒子群适应值



(b) 迭代50次的粒子群适应值



(c) 迭代100次的粒子群适应值



(d) 迭代126次的粒子群适应值

464 图 1 粒子群个体适应值的变化过程
Fig.1 Variation of fitness values with units of particle swarm

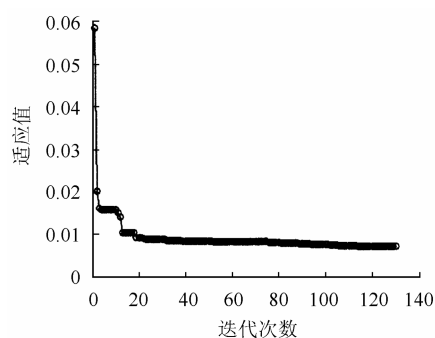


图 2 粒子群的收敛过程
Fig.2 Variation of fitness values of particle swarm

5 结 语

岩土工程中的很多问题都具有小样本、高维数同时又是高度非线性的特点，最小二乘支持向量机在处理这些问题上具有明显的优势。但是，该方法中的参数选择，到目前为止还没有找到一种快速准确的方法。本文采用粒子群优化算法对最小二乘支持向量机的参数进行寻优。通过对巷道围岩松动圈厚度的预测研究表明，本文方法是有效的和可行的，是研究松动圈的一种好方法。

参 考 文 献

[1] 董方庭, 宋宏伟, 郭志宏. 巷道围岩松动圈支护理论[J].

煤炭学报, 1994, 19(1): 21—31.

- [2] 朱川曲. 回采巷道围岩稳定性分类及松动圈尺寸预测[J]. 黄金科学技术, 1999, 7(45): 63—66.
- [3] 高玮, 郑颖人. 巷道围岩松动圈预测的进化神经网络法[J]. 岩石力学和工程学报, 2002, 21(5): 658—661
- [4] 薛新华. 遗传神经网络法在巷道围岩松动圈预测中的应用[J]. 岩土工程技术, 2006, 20(5): 237—239.
- [5] 赵洪波, 冯夏庭. 支持向量机函数拟合在边坡稳定性估计中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(2): 241—245.
- [6] Suykens JAK, Vandewalle J. Least square support vector machine classifiers[J]. **Neural Processing Letters**, 1999, 9(3): 293—300.
- [7] J Kennedy, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[M]. Australia: IEEE international conference on neural networks, Perth, 1995.
- [8] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[J]. **IEEE World Congress on Computational Intelligence**, 1998: 69—72.
- [9] 熊伟丽, 徐保国. 基于 PSO 的 SVR 参数优化选择方法研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(9): 2 242—2 245.
- [10] 庞建勇, 郭兰波. 煤巷围岩稳定性综合分类及锚杆支护形式合理选择[J]. 淮南矿业学院学报, 1998, 18(1): 1—9.