

文章编号: 1000-582X(2011)09-148-05

沥青生产过程中软化点的 SVR 预测

蔡从中, 王桂莲, 裴军芳, 朱星键

(重庆大学 应用物理系, 重庆 401331)

摘要: 根据 30 组不同电阻和温度下的沥青软化点的实测数据集, 应用基于粒子群算法 (PSO) 寻优的支持向量回归 (SVR) 方法, 并结合留一交叉验证 (LOOCV) 法对沥青软化点进行了建模和预测研究, 将其预测结果与多元线性回归 (MLR) 模型的计算结果进行了比较。SVR-LOOCV 预测的最大误差为 $2.1\text{ }^{\circ}\text{C}$, 远比 MLR 模型计算的最大误差 $7.9\text{ }^{\circ}\text{C}$ 要小得多。统计结果表明: 基于 SVR-LOOCV 预测结果的均方根误差 ($\text{RMSE}=0.75\text{ }^{\circ}\text{C}$)、平均绝对误差 ($\text{MAE}=0.32\text{ }^{\circ}\text{C}$) 和平均绝对百分误差 ($\text{MAPE}=0.28\%$) 相应也比 MLR 回归模型的预测结果 ($\text{RMSE}=3.3\text{ }^{\circ}\text{C}$, $\text{MAE}=2.6\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $\text{MAPE}=2.34\%$) 要小。因此, 应用 SVR 实时预测沥青产品的软化点, 可为生产优质沥青提供准确的科学指导。

关键词: 沥青; 软化点; 支持向量回归; 粒子群算法; 回归分析; 模型

中图分类号: TP18; O551.3

文献标志码: A

Prediction on the softening point of bitumen in producing by using SVR

CAI Cong-zhong, WANG Gui-lian, PEI Jun-fang, ZHU Xing-jian

(Department of Applied Physics, Chongqing University, Chongqing 401331, P. R. China)

Abstract: According to an experimental dataset on the softening points of 30 bitumen samples under different resistances and temperatures, the support vector regression (SVR) approach combined with particle swarm optimization (PSO) for its parameter optimization is proposed to conduct leave-one-out cross validation (LOOCV) for modeling and predicting the softening point of bitumen, and its prediction result is compared with that of multivariate linear regression (MLR). The maximum error $2.1\text{ }^{\circ}\text{C}$ predicted by SVR is much less than $7.9\text{ }^{\circ}\text{C}$ which is calculated by MLR modeling. The statistical results reveal that the root mean square error ($\text{RMSE}=0.75\text{ }^{\circ}\text{C}$), mean absolute error ($\text{MAE}=0.32\text{ }^{\circ}\text{C}$) and mean absolute percentage error ($\text{MAPE}=0.28\%$) achieved by SVR-LOOCV are all less than those ($\text{RMSE}=3.3\text{ }^{\circ}\text{C}$, $\text{MAE}=2.6\text{ }^{\circ}\text{C}$ and $\text{MAPE}=2.34\%$) calculated via MLR model. This study suggests that the softening point of bitumen can be forecasted timely by SVR to provide an accurate guidance for producing of high-quality bitumen.

Key words: bitumen; softening point; support vector regression; particle swarm optimization; regression analysis; models

收稿日期: 2011-04-23

基金项目: 中央高校基本科研业务资助 (CDJXS10101107, CDJXS10100037, CDJXS11101135); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目 (NCET-07-0903); 教育部留学回国人员科研启动基金资助项目 (教外司留 [2008]101-1); 重庆市自然科学基金项目 (CSTC2006BB5240)

作者简介: 蔡从中 (1966-), 重庆大学研究员, 博士生导师, 主要从事扫描探针显微术、材料物理、凝聚态物理、计算物理、计算生物/医学信息学等方面的研究; (E-mail) caiczh@gmail.com。

石油沥青是原油加工过程中的一种产品,具有黏性、防水性和防腐性等重要性质,因而被广泛用于交通和建筑工程领域^[1-4]。随着我国公路建设的快速发展,石油沥青已经成为一种重要的道路环保材料^[4],在道路交通方面发挥着重要的作用。针入度、延度和软化点是表征沥青性能的3大常规指标,其中软化点可用于评估沥青的高温稳定性、抗车辙性等重要性能^[5-7],因此成为道路和一些工程设计的必测项目。石油沥青主要含有可溶于三氯乙烯的烃类及非烃类衍生物,其性质和组成与生产方法及原油来源密切相关,这导致不同产品的软化点有很大差异。目前,国内外测试沥青软化点的方法很多,例如环球法、水银法、空气中立方体法、水中立方体法、密特勒法等^[8]。不同的石油沥青的软化点从几十摄氏度到几百摄氏度不等,这些测量方法都引入了一定的测量误差,在生产过程中软化点更是难以在线测量,而离线测定所需时间较长,因而不易有效保证沥青的质量^[9-11]。

迄今为止,一些学者还从理论和数值模型上对沥青的软化点做出了分析^[10-11]。根据沥青的相关物理参数快速准确地预测产出沥青的软化点,从而有效地控制产品质量,对于提高产品合格率、降低生产成本,具有重要的实际意义。贾利新等人通过实验发现,沥青软化点与其在反应塔中的温度与电阻值存在一定的关系,并利用多元线性回归(multivariate linear regression, MLR)对沥青软化点进行了建模研究^[10]。笔者在文献^[10]的工作基础上,首次提出应用支持向量回归(Support vector regression, SVR)算法,并结合粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)进行参数寻优,建立生产塔中由不同的温度和电阻值的油渣所产出沥青软化点的预测模型,并与MLR模型的计算结果进行对比。

1 原理简介

1.1 SVR 回归原理

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是由Vapnik等人^[12]于1995年提出的根据统计学习理论,基于结构风险最小化原则的一种新型机器学习算法,在很多实际领域得到了成功应用^[13-21]。SVM除被广泛应用于模式分类之外,人们通过引入不敏感损失函数 ϵ ,将它应用于回归分析时,即称为支持向量回归(SVR)。SVR的基本思想为:

设样本数据集为 $(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)$, 用一

非线性映射 Φ 将样本集中的 \mathbf{x} 映射到高维空间 \mathbf{F} ,并在特征空间 \mathbf{F} 中用下述函数进行线性回归:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \Phi(\mathbf{x}) + b, \Phi: R^n \rightarrow \mathbf{F}, \mathbf{w} \in \mathbf{F}, \quad (1)$$

式中: b 为阈值; \mathbf{w} 为回归系数向量。根据Vapnik的结构风险最小化准则, $f(\mathbf{x})$ 应使下式值最小。

$$R(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^m \epsilon(f(\mathbf{x}_i) - y_i), \quad (2)$$

式中: m 为样本个数; C 为惩罚因子; $\epsilon(f(\mathbf{x}_i) - y_i)$ 为损失函数,定义如下:

$$\epsilon(f(\mathbf{x}_i) - y_i) = \begin{cases} 0, & |f(\mathbf{x}_i) - y_i| < \epsilon, \\ |f(\mathbf{x}_i) - y_i| - \epsilon, & |f(\mathbf{x}_i) - y_i| \geq \epsilon. \end{cases} \quad (3)$$

在线性不可分的情况下,优化问题并不一定有解存在,因此引入松弛因子 ξ 和 ξ^* 以保证解的存在性。支持向量回归的原始形式归结为二次规划问题,最优化问题转化为:

$$\min R(\mathbf{w}, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*),$$

$$\text{且满足: } \begin{cases} y_i - \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b \leq \epsilon + \xi_i, \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0. \end{cases} \quad (4)$$

为求解(4)式中的优化问题,引入拉格朗日函数:

$$L(\mathbf{w}, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^m \alpha_i ((\epsilon + \xi_i) + y_i + (\mathbf{w} \cdot \Phi(\mathbf{x}_i)) + b) - \sum_{i=1}^m \alpha_i^* ((\epsilon + \xi_i^*) + y_i + (\mathbf{w} \cdot \Phi(\mathbf{x}_i)) - b) - \sum_{i=1}^m (\lambda_i \xi_i + \lambda_i^* \xi_i^*), \quad (5)$$

式中: $\alpha_i, \alpha_i^* \geq 0, \lambda_i, \lambda_i^* \geq 0$ 。根据最优化理论中的KKT条件有:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0; \frac{\partial L}{\partial b} = 0; \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0; \frac{\partial L}{\partial \xi_i^*} = 0. \quad (6)$$

将(6)式结果代入(5)式,可得到对偶优化问题:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sum_{i=1}^m \alpha_i (\epsilon - y_i) + \sum_{i=1}^m \alpha_i^* (\epsilon + y_i) \right\},$$

$$\text{且满足: } \begin{cases} \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]. \end{cases} \quad (7)$$

式中核函数 $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \Phi(\mathbf{x}) \cdot \Phi(\mathbf{x}_i)$ 描述了高维特征空间中的内积。求解后得到 α_i 和 α_i^* ,代入(6)式,

并由式(1)即可求得线性回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b. \quad (8)$$

选择不同形式的核函数就可以生成不同的 SVR 回归模型。SVR 常用的核函数有径向基核函数、Sigmoid 核函数、线性核函数、多项式核函数等。笔者采用如下径向基核函数建立 SVR 回归模型:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2). \quad (9)$$

1.2 SVR 回归参数的 PSO 算法寻优

在 SVR 及其改进算法中,要涉及误差 ϵ 、误差惩罚因子 C 和核函数参数 γ 3 个参数的选择问题。笔者采用 PSO 算法来寻找最优参数 (ϵ, C, γ) ^[16,22]。PSO 算法原理及参数 (ϵ, C, γ) 寻优详见文献[21-23]。

此外,选用均方根误差(RMSE)作为适应度函数量化 SVR 模型的回归性能:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - y_i)^2}, \quad (10)$$

式中: m 为训练样本数; y_i 为第 i 组样本的实测值; \hat{y}_i 为第 i 组样本的预测值。

2 SVR 回归模型的建立

2.1 数据

笔者所用数据源自文献[10]。该数据集共包含 30 个实测样本(见表 1),是河南建筑材料研究设计院在齐鲁石化胜利炼油厂石油沥青生产车间所测得的一批数据中由贾利新等人从中随机抽取的。该数据集反映了从生产塔中抽样出的具有不同温度和电阻的沥青样本的软化点,贾利新等人对其进行了 MLR 回归建模分析与研究,其详细的实验测试过程及建模分析见参考文献[10]。

2.2 模型的建立

文献[10]对表 1 中的 30 个样本进行了 MLR 拟合,沥青软化点 $S(^{\circ}\text{C})$ 与电阻 $R(\text{M}\Omega)$ 和温度 $t(^{\circ}\text{C})$ 之间的线性回归方程为:

$$S = 13.1474 - 0.2395R + 0.5381t, \quad (11)$$

上式表明沥青的软化点与电阻和温度之间呈线性关系。

笔者应用 SVR 采用 LOOCV 法对 30 个不同样本的软化点进行了建模和预测,即依次将 30 个样本

中的 29 个作为训练样本(剩余 1 个作为检验样本)进行建模训练,利用训练好的 SVR 模型对检验样本进行预测,共做 30 次即可。

2.3 模型预测性能评价

除 RMSE(式(10))外,笔者还将采用平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分误差(MAPE)以及相关系数(R^2)3 种评价指标对所建模型的预测性能进行评价:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |\hat{y}_j - y_j|, \quad (12)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left| \frac{\hat{y}_j - y_j}{y_j} \right|, \quad (13)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (\hat{y}_j - \bar{y})^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}, \quad (14)$$

式中: n 为检验样本数; y_j 和 \hat{y}_j 分别为第 j 组检验样本的实验值和预测值; \bar{y} 为检验样本的实验平均值。

3 结果分析与讨论

表 1 除列出了不同电阻和温度下的沥青软化点的实测值之外,还列出了利用 MLR 及基于 LOOCV 的 SVR 两种回归方法对沥青软化点进行建模所得的计算结果和百分误差。图 1 给出了利用 MLR 和 SVR-LOOCV 两种方法计算结果的百分误差对比情况。表 2 列出了利用两种方法得到的评价指标值。

从表 1 中可以看出,在 SVR-LOOCV 预测的 30 个样本中,所有样本的绝对百分误差都小于 2%。其中,绝大多数样本(23/30=76.7%)的绝对百分误差为 0%,绝对百分误差在 0%~1%之间的样本有 3 个,只有 4 个样本(#11, #13, #17 和 #19)的绝对百分误差在 1%~2%之间。而在 MLR 模型的计算结果中,有 50%(=15/30)的样本绝对百分误差达到或超过了 2%。

从绝对误差角度来看,在 MLR 模型计算结果中,有 70%(=21/30)样本的误差超过了 1.0 $^{\circ}\text{C}$,且最大误差高达 7.9 $^{\circ}\text{C}$ (#11)。而 SVR-LOOCV 预测结果中,除了完全准确预测的 23 个样本外,误差超过 1.0 $^{\circ}\text{C}$ 的样本只有 4 个,且最大误差也仅为 2.1 $^{\circ}\text{C}$ (#13 和 #19)。

表 1 不同电阻和温度下的沥青软化点的实测值和两种回归方法的计算结果比较

No.	电阻 R/MΩ	温度 t/°C	软化点测量值 S/°C	MLR 计算值 ^[10] S/°C	MLR 计算误差 /%	SVR-LOOCV 预测值 S/°C	SVR-LOOCV 预测误差/%
1	132.5	253.1	118.0	117.6	-0.3	118.0	0.0
2	129.3	247.5	111.0	115.4	4.0	111.0	0.0
3	130.1	250.4	109.0	116.7	7.1	109.6	0.6
4	131.8	251.3	112.0	116.8	4.3	112.0	0.0
5	135.9	252.0	113.0	116.2	2.8	113.0	0.0
6	141.4	254.4	113.0	116.2	2.8	112.7	-0.3
7	174.6	261.9	110.0	112.3	2.1	110.0	0.0
8	181.4	264.2	110.0	111.9	1.7	110.0	0.0
9	190.3	267.5	108.0	111.5	3.2	108.0	0.0
10	173.4	266.0	112.0	114.7	2.4	112.0	0.0
11	154.8	263.7	110.0	117.9	7.2	112.0	1.8
12	147.8	264.8	116.0	120.2	3.6	116.0	0.0
13	153.5	265.1	121.0	119.0	-1.7	118.9	-1.7
14	147.6	264.5	121.0	120.1	-0.7	121.0	0.0
15	148.5	262.1	119.0	118.6	-0.3	119.0	0.0
16	146.3	260.7	118.0	118.4	0.3	118.0	0.0
17	157.1	262.0	115.0	116.5	1.3	113.2	-1.6
18	160.2	264.0	113.0	116.8	3.4	113.0	0.0
19	162.9	265.0	115.0	116.7	1.5	112.9	-1.8
20	157.0	263.3	113.0	117.2	3.7	113.0	0.0
21	152.0	258.6	114.0	115.9	1.7	114.0	0.0
22	150.4	258.6	112.0	116.3	3.8	112.0	0.0
23	161.9	258.5	113.0	113.5	0.4	113.0	0.0
24	169.0	263.0	112.0	114.2	2.0	112.0	0.0
25	189.2	263.2	110.0	109.5	-0.5	110.0	0.0
26	185.5	264.0	110.0	110.8	0.7	110.0	0.0
27	179.9	261.4	110.0	110.7	0.6	110.6	0.5
28	201.6	267.5	107.0	108.8	1.7	107.0	0.0
29	208.7	268.4	111.0	107.6	-3.1	111.0	0.0
30	201.1	271.2	110.0	110.9	0.8	110.0	0.0

表 2 两种回归方法的预测性能的比较

回归方法	RMSE /°C	MAE /°C	MAPE /%	R ²
MLR ^[10]	3.3	2.6	2.34	0.554
SVR-LOOCV	0.75	0.32	0.28	0.960

从表 2 的统计结果还可看出,SVR-LOOCV 预测结果的 RMSE (0.75 °C)、MAE (0.32 °C) 和 MAPE (0.28%) 分别都比 MLR 的 (RMSE = 3.3 °C、MAE = 2.6 °C 和 MAPE = 2.34%) 要小得多,且其相关系数(R²)为 0.960,比 MLR 的 0.554 大得多。这些结果不仅表明:与 MLR 相比,SVR 具有更高的预测精度,同时也表明:SVR 比 MLR 具有更强的泛化能力。

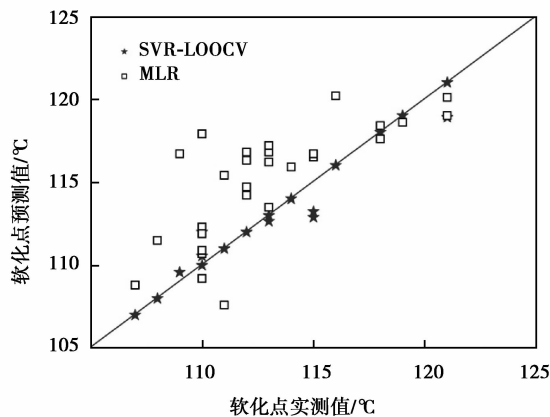


图 1 MLR 和 SVR 预测结果的对比

从图 1 可以直观地看出,绝大多数样本的 SVR-

LOOCV 预测值都落在最优拟合线上或线的附近,比 MLR 计算值更接近实测值,且与实测软化点相比,MLR 模型的计算结果普遍地明显偏高。这些结果再次表明:与 MLR 相比,SVR 预测结果更接近实测值,具有更高的预测精度。

4 结 论

根据沥青生产塔中渣油的温度与电阻值,采用基于留一交叉验证法的支持向量回归法(SVR-LOOCV)对不同电阻和温度下的沥青软化点进行了建模和预测研究,并将其预测结果与多元线性回归(MLR)模型的预测结果进行了比较。结果显示:

1)基于 SVR-LOOCV 预测的均方根误差、平均绝对误差和平均绝对百分误差均比 MLR 回归模型计算的要小,其预测值与实测值的相关性更好;

2)SVR 比 MLR 具有更高的预测精度,更强的泛化能力;

3)可通过在线检测反应塔中的反应温度及渣油电阻率,应用 SVR 实时预测沥青产品的软化点,从而为沥青的生产提供准确的科学指导。

参考文献:

- [1] 陈俊,岳学军,黄晓明. 表征高温性能的沥青纯粘性稠度[J]. 东南大学学报:自然科学版,2007,37(3):512-516.
CHEN JUN, YUE XUE-JUN, HUANG XIAO-MING. Viscous consistency for evaluation of asphalt high-temperature performance [J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2007, 37(3):512-516.
- [2] 刘云龙,李晓鑫. 沥青路面防水施工管理[J]. 内蒙古林业调查设计,2009,32(4):125-126.
LIU YUN-LONG, LI XIAO-XIN. Construction management of waterproof on road surface of pith[J]. Inner Mongolia Forestry Investigation and Design, 2009, 32(4):125-126.
- [3] 刘东杰,王云普,高敬民,等. 环保型水性沥青环氧树脂防腐涂料[J]. 涂料工业,2006,36(6):30-36.
LIU DONG-JIE, WANG YUN-PU, GAO JING-MIN, et al. Environmental friendly waterborne asphalt-epoxy corrosion protective coatings [J]. Paint and Coatings Industry, 2006, 36(6):30-36.
- [4] 刘振龙,张丽晔. 国内沥青市场概况[J]. 石油沥青,2009,23(4):1-3.
LIU ZHEN-LONG, ZHANG LI-YE. Situation of China's asphalt market[J]. Petroleum Asphalt, 2009, 23(4):1-3.
- [5] 邱建林,蔡智慧,康君杰,等. 沥青软化点测试的试验条件影响分析[J]. 石油沥青,2009,23(3):67-71.
QIU JIAN-LIN, CAI ZHI-HUI, KANG JUN-JIE, et al. The influence analysis of experimental condition to softening point of asphalt[J]. Petroleum Asphalt, 2009, 23(3):67-71.
- [6] 杨人凤,党延兵,李爱国. 橡胶沥青质量评价指标研究[J]. 公路,2009(6):174-178.
YANG REN-FENG, DANG YAN-BING, LI AI-GUO. Research on evaluation target of rubber asphalt quality[J]. Highway, 2009(6):174-178.
- [7] 丁传宝,王苹. 沥青软化点和环境温度对混合料高温稳定性的影响[J]. 工程与建设,2009(3):381-382.
DING CHUAN-BAO, WANG PING. Effect of softening point of asphalt and environment temperature on high-temperature stability of asphalt mixture [J]. Engineering and Construction, 2009(3):381-382.
- [8] 冯洁. 国内外煤沥青软化点测定方法的概况[J]. 电碳,1998(3):4-10.
FENG JIE. Process on measuring methods for softening point of coal tar pitch in domestic and overseas [J]. Electrical Carbon, 1998(3):4-10.
- [9] 田卫红. 用环球法测试煤沥青软化点的探讨和建议[J]. 轻金属,2000(10):27-28.
TIAN WEI-HONG. Discussion and suggestion on softening point measurement of bitumen via ring-and-ball apparatus [J]. Light Metals, 2000(10):27-28.
- [10] 贾利新,李玉新,喻新. 沥青生产过程的线性回归控制[J]. 河南科学,2003,21(1):62-63.
JIA LI-XIN, LI YU-XIN, YU XIN. Linear regression control in the producing of bitumen [J]. Henan Science, 2003, 21(1):62-63.
- [11] 戴咏川,戴承远. 石油沥青的软化点和化学族组成之间的关联关系探讨[J]. 石油沥青,2003,17(2):50-53.
DAI YONG-CHUAN, DAI CHENG-YUAN. Study on the relationship between softening point and chemical groups [J]. Petroleum Asphalt, 2003, 17(2):50-53.
- [12] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. New York:Springer,1995.
- [13] HUANG C, DAVIS L S, TOWNSHEND J R G. An assessment of support vector machines for land cover classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(4):725-749.
- [14] CAI C Z, HAN L Y, JI Z L, et al. SVM-Prot: web-based support vector machine software for functional classification of a protein from its primary sequence [J]. Nucleic Acids Research, 2003, 31(13):3692-3697.

- [10] 刘立新, 郭彦春, 司久敏. 单环 β -内酰胺类抗生素的合成[J]. 国外医药(抗生素分册), 1995, 6(1):13-18.
- [11] 付荣春, 孙学斌. (3S-反式)-3-氨基-4-甲基-2-氧代-1-氮杂环丁烷磺酸的合成[J]. 黑龙江医药科学, 2008, 31(6): 32-33.
FU RONG-CHUN, SUN XUE-BIN. Synthesis of (3S-trans) 3-amino-4-methyl-2-oxo-1-azetidinesulfonic acid[J]. Heilongjiang Medicine and Pharmacy, 2008, 31(6): 32-33.
- [12] DOMENICO F. Process for making aztreonam: US, 2006276640[P]. 2006-12-07.
- [13] ANDERSON N G, ANDERSON C F. Delta form of
aztreonam and preparation thereof: US, 4826937 [P]. 1989-05-02.
- [14] MONIOT J L, FOX R T. Process for the preparation of azetidine sulfonic acids: European, EP0097352 [P/OL]. 1987-10-07. [http://www. freepatentsonline. com/EP0097352. html](http://www.freepatentsonline.com/EP0097352.html).
- [15] NIESCHALK J, SCHAUMANN E. Synthesis of thione analogues of monobactams[J]. 1996, 1996(1): 141-145.
- (编辑 郑洁)
-
- (上接第 152 页)
- [15] JIAO S, ZENG G M, HE L, et al. Prediction of dust fall concentrations in urban atmospheric environment through support vector regression[J]. Journal of Central South University of Technology, 2010, 17(2):307-315.
- [16] WEN Y F, CAI C Z, LIU X H, et al. Corrosion rate prediction of 3C steel under different seawater environment by using support vector regression [J]. Corrosion Science, 2009, 51(2):349-355.
- [17] 蔡从中, 裴军芳, 温玉锋, 等. 选择性激光烧结成型件密度的支持向量回归预测[J]. 物理学报, 2009, 58(6): S8-S13.
CAI CONG-ZHONG, PEI JUN-FANG, WEN YU-FENG, et al. Density prediction of selective laser sintering parts based on support vector regression[J]. Acta Physica Sinica, 2009, 58(6):S8-S13.
- [18] SHEN R M, FU Y G, LU H T. A novel image watermarking scheme based on support vector regression[J]. Journal of Systems and Software, 2005, 78(1):1-8.
- [19] CAI C Z, XIAO H G, YUAN Q F, et al. Function prediction for DNA-/RNA-binding proteins, GPCRs, and drug ADME-associated proteins by SVM [J]. Protein and Peptide Letters, 2008, 15(5):463-468.
- [20] 温玉锋, 蔡从中, 裴军芳, 等. $R_2O-MO-Al_2O_3-SiO_2$ 玻璃配方与热膨胀系数关系的支持向量回归研究[J]. 功能材料, 2009, 40(1):66-70.
WEN YU-FENG, CAI CONG-ZHONG, PEI JUN-FANG, et al. Study on the relationship between thermal expansion coefficient and oxide composition of $R_2O-MO-Al_2O_3-SiO_2$ system glass via support vector regression approach[J]. Journal of Functional Materials, 2009, 40(1):66-70.
- [21] 蔡从中, 温玉锋, 朱星键, 等. 基于工艺参数的 7005 铝合金力学性能的支持向量回归预测[J]. 中国有色金属学报, 2010, 20(2):323-328.
CAI CONG-ZHONG, WEN YU-FENG, ZHU XING-JIAN, et al. Quantitative prediction of mechanical properties of 7005 Al alloys from processing parameters via support vector regression[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2010, 20(2):323-328.
- [22] BAZI Y, MELGANI F. Semisupervised PSO-SVM regression for biophysical parameter estimation [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 2007, 45(6):1887-1895.
- [23] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//IEEE International Conference on Neural Networks, November 27-December 1, 1995, Perth, Australia. [S. l.]: IEEE, 2002:1942-1948.
- (编辑 王维朗)