

自动站气温数据异常的补偿方法

张颖超^{1,2}, 郭 栋^{1,2*}, 熊 雄^{1,2}, 贺 磊^{1,2}

(1. 南京信息工程大学 信息与控制学院, 南京 210044; 2. 南京信息工程大学 气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 南京 210044)

(* 通信作者电子邮箱 252552615@qq.com)

摘 要:为了保证气象资料的完整性与准确性,针对含有间断噪声的自动站日平均气温数据提出了3种隶属度函数,设计了基于平方平均隶属度函数的模糊支持向量机(FSVM)补偿算法,建立了补偿模型,并传统支持向量机(SVM)方法进行了对比。实验结果表明:基于平方平均隶属度函数的FSVM方法对噪声点有较强的识别能力,插补后的数据精度达到了1.4℃,优于传统SVM方法的1.6℃;整体预测精度达到了1.13℃,同样优于传统SVM方法的1.42℃。

关键词:自动气象站;间断噪声;日平均气温;平方平均隶属度函数;模糊支持向量机;补偿

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Compensation method for abnormal temperature data of automatic weather station

ZHANG Yingchao^{1,2}, GUO Dong^{1,2*}, XIONG Xiong^{1,2}, HE Lei^{1,2}

(1. College of Information and Control, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China;

2. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China)

Abstract: To ensure the integrity and accuracy of the meteorological data, combined with automatic weather station's daily average temperature data which contained discontinuous noise, three types of membership functions were submitted. A compensation algorithm of Fuzzy Support Vector Machine (FSVM) based on root-mean-square membership function was designed and the compensation model was established too. Finally, the FSVM method was compared with the traditional Support Vector Machine (SVM) method. The experimental results show that the proposed algorithm has good recognition capability for noise points. After interpolation, the data precision was 1.4℃, better than 1.6℃ of the traditional SVM method. Moreover, the whole data precision was 1.13℃, superior to 1.42℃ of the traditional SVM method.

Key words: automatic weather station; discontinuous noise; daily average temperature; root-mean-square membership function; Fuzzy Support Vector Machine (FSVM); compensation

0 引言

由于受到环境因素干扰、硬件故障等原因的影响,自动气象站所采集的数据会出现异常的情况:往往包含一些噪声值,或者出现数据缺失。尤其是间断不连续的噪声,通常混在数据中难以被发现并且不易精确插补,极易导致数据的偏差甚至错误,对需要利用气象资料进行气候统计分析和气候变化的研究产生重大影响。因此,需要采取行之有效的办法对异常数据进行填补,以尽量减少其带来的损失。

对于气象数据缺失的插补,我国的气象从业者已经展开了一些研究^[1-3]。但是,鲜见对含有噪声的数据进行处理的文献,且处理方法和效果的好坏完全依赖于周边气象站的选择及其数据质量的高低。当周边没有合适的气象站可选择或者周边气象站也出现数据异常的情况时,以上方法显然是不可行的。

针对上述问题,基于3种隶属度函数的设计方法提出了基于平方平均隶属度函数的模糊支持向量机(Fuzzy Support Vector Machine, FSVM)算法,对带有间断噪声的自动站日平均气温数据进行了插补实验,验证了该算法的可行性,并且分析了其优于传统支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法的回归性能。

1 FSVM 理论

1.1 FSVM 与 SVM

FSVM是模糊理论与传统SVM的结合,是对SVM的改进^[4-7]。将训练数据向量 \mathbf{x} 映射到高维特征空间 \mathbf{R}^n ,并在 \mathbf{R}^n 上建立线性回归函数^[8-9],如式(1)所示:

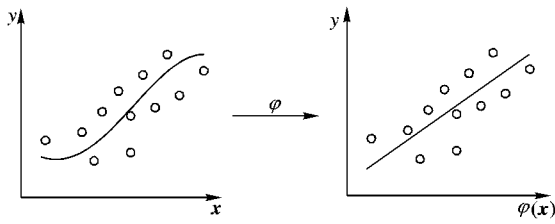
$$f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega} \cdot \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b \quad (1)$$

其中: $\boldsymbol{\omega}$ 为权值向量, b 为偏置量, $\boldsymbol{\varphi}:\mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}^n$, $\boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^n$ 。通过定义内积核函数,可以将低维输入空间线性不可分转换为在高维特征空间上线性可分,如图1所示。

收稿日期:2013-09-10;修回日期:2013-11-11。

基金项目:江苏省六大人才高峰项目(WLW-021);江苏省产学研联合创新资金—前瞻性联合研究项目(BY2011111);南京市产学研资金资助项目(2012T026);公益性行业(气象)科研专项(CYHY201106040);中国气象局软科学研究课题项目(SK20120146)。

作者简介:张颖超(1961-),男,江苏徐州人,教授,主要研究方向:测控自动化、复杂系统建模与仿真;郭栋(1987-),男,山西太原人,硕士研究生,主要研究方向:气象仪器;熊雄(1987-),男,江西丰城人,博士研究生,主要研究方向:地面气象资料质量控制;贺磊(1988-),男,江苏南京人,硕士研究生,主要研究方向:气象仪器。

图1 通过 $x \rightarrow \varphi(x)$ 将非线性问题转换为线性问题

1.2 平方平均隶属度函数的设计

隶属度即某个点 x 属于某个模糊集合 A 的程度。凡是值为 $[0,1]$ 的任意形式曲线 $\mu(x)$ 都可以称为隶属度函数。模糊隶属度函数的设计是整个FSVM算法的关键。传统的隶属度函数设计方法主要有基于类中心的隶属度函数设计、基于紧密度的隶属度函数设计等。传统的方法主要适用于球形分布的样本,如果对于非球形分布样本继续使用以上方法是不合理的^[10-11]。因此,针对基于时间序列的日平均气温资料,本文提出了基于以下3种隶属度函数设计法的平方平均隶属度函数。

1) 基于类平面的隶属度函数。

该方法的设计示意图如图2所示。

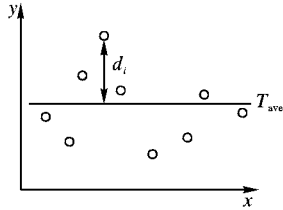


图2 基于类平面的隶属度函数设计原理

设气温资料样本的平均值为 T_{ave} ,则所有样本点到均值线的距离 d_i 为:

$$d_i = |x_i - T_{ave}| \quad (2)$$

找到式(2)中最大的距离 D :

$$D = \max\{d_i\} \quad (3)$$

构造隶属度函数如式(4)所示:

$$\mu_i^{(1)} = 1 - \frac{d_i}{D + \delta} \quad (4)$$

其中: $\delta > 0$ 且足够小,用来保证 $0 < \mu_i^{(1)} \leq 1$ 。

2) 基于类内平面的隶属度函数。

该方法的设计如图3所示。

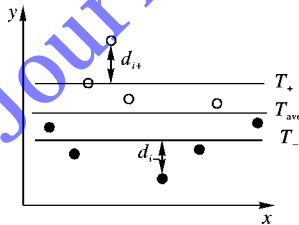


图3 基于类内平面的隶属度函数设计原理

利用样本均值将所有样本分成两类,分别记为 x_+ 、 x_- 。分别在两类样本的内部,根据各自的平均值做出类内平面,记为 T_+ 、 T_- 。则两类样本点分别到各自类内平面的距离为式(5)~(6)所示:

$$d_{i+} = |x_{i+} - T_+| \quad (5)$$

$$d_{i-} = |x_{i-} - T_-| \quad (6)$$

分别找到式(5)~(6)的最大距离 D_+ 、 D_- :

$$D_+ = \max\{d_{i+}\} \quad (7)$$

$$D_- = \max\{d_{i-}\} \quad (8)$$

则隶属度函数可以表示为:

$$\mu_i^{(2)} = \begin{cases} \mu_i^+ = 1 - \frac{d_{i+}}{D_+ + \delta} \\ \mu_i^- = 1 - \frac{d_{i-}}{D_- + \delta} \end{cases} \quad (9)$$

其中: μ_i^+ 和 μ_i^- 分别为两类样本对应的隶属度函数, δ 为一个足够小的正数。

3) 基于小组的类平面隶属度函数。

在不考虑极端天气变化的情况下,小尺度天气的变化可以看作是连续的。因此,将每5个样本点(连续5天的日平均气温数据)作为一个小组,做出每个小组的分类平面,可以有效检出噪声值。设计原理如图4所示。

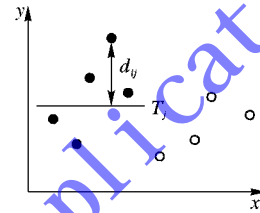


图4 基于小组的类平面隶属度函数设计原理

设每个小组的样本的分类面为 T_j (j 表示所分成的第 j 个小组),则小组内每个样本点到分类面的距离 d_{ij} 如式(10)所示:

$$d_{ij} = |x_{ij} - T_j| \quad (10)$$

找到每个小组中的最大值 D_j :

$$D_j = \max\{d_{ij}\} \quad (11)$$

构造隶属度函数:

$$\mu_i^{(3)} = 1 - \frac{d_{ij}}{D_j + \delta} \quad (12)$$

其中: $\delta > 0$ 且足够小,用来保证 $0 < \mu_i^{(3)} \leq 1$ 。

由于气温样本的特殊性:虽然大体变化趋势易于掌握,但每个点的变化都具有很强的随机性。因此,为了避免产生将某些突变点当作噪声点而赋予较小隶属度值的情况,同时可以最大限度地吧真正的噪声点赋予较小的隶属度,本文提出了基于以上3种隶属度函数设计法的平方平均的隶属度函数,如式(13)所示:

$$\mu_i = \sqrt{[(\mu_i^{(1)})^2 + (\mu_i^{(2)})^2 + (\mu_i^{(3)})^2]/3} \quad (13)$$

平方平均隶属度函数具有 $\mu_i^{(1)}$ 、 $\mu_i^{(2)}$ 和 $\mu_i^{(3)}$ 的优点,能够更好地降低孤立点和噪声对回归预测的影响,同时提高回归精度和推广能力。

1.3 基于平方平均隶属度函数的模糊支持向量回归机

根据结构风险最小化原则,引入平方平均隶属度因子 μ_i ,建立基于平方平均隶属度函数的模糊支持向量回归机(Fuzzy Support Vector Regression,FSVR)模型^[12]:

$$\min_{\omega, b, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l \mu_i (\xi_i + \xi_i^*) \quad (14)$$

同时,使得式(14)满足式(15)的约束条件:

$$\begin{cases} \omega^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, C > 0 \\ i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (15)$$

式(14)~(15)中, ξ_i, ξ_i^* 是松弛变量, C 为惩罚参数, ε 是不敏感损失函数系数, μ_i 是由式(13)算出的模糊隶属度。

引入拉格朗日乘子法, 根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 最优优化条件, 最终将原问题(14)~(15)转化为其对偶问题, 如式(16)所示:

$$\min_{\omega, b, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} (\alpha_i + \alpha_i^*) K_{ij} (\alpha_i - \alpha_i^*) + \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - C \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \quad (16)$$

同时, 使得式(16)满足式(17)的约束条件:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq \mu_i C \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq \mu_i C \\ i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (17)$$

式(16)中, K_{ij} 为满足 Mercer 条件的核函数:

$$K_{ij} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j) \quad (18)$$

本文选用径向基核函数(Radial Basis Function, RBF):

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-g \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \quad (19)$$

其中 g 为核函数参数 γ ($\gamma = 1/(2\sigma^2)$)。

由式(17)可知, FSVR 模型的变量 α_i 和 α_i^* 的上界约束是随着隶属度因子 μ_i 变化的, 这也是其与传统支持向量回归机 (Support Vector Regression, SVR) 模型的区别。

最终建立的决策函数如式(20)所示:

$$f(\mathbf{x}) = \omega \cdot \varphi(\mathbf{x}) + b = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b \quad (20)$$

可见, FSVR 与传统 SVR 的决策函数形式相同。但 FSVR 可以根据样本隶属度的大小, 对不同样本点赋予不同的惩罚参数。

2 自动站气温数据噪声补偿实例

利用某地区 4 年间的日平均气温数据 (共 1461 个) 作为样本来源。其中前 1095 个数据作为训练样本, 最后 366 个数据作为测试样本。训练样本中, 随机分布了 7 个噪声值, 具体分布如图 5 所示。

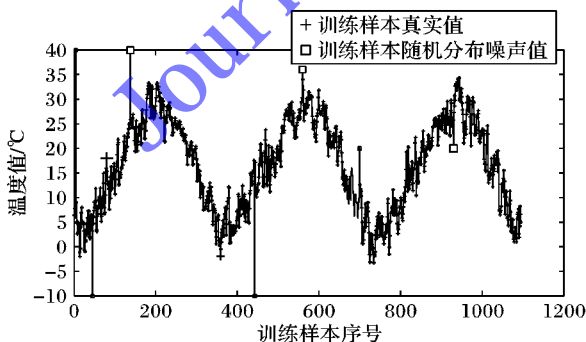


图5 噪声在训练样本中的分布

图 5 中, 分布在横坐标为 5, 45, 138, 443, 560, 700, 930 处的小方块表示样本中存在的噪声。由图 5 可知, 这些噪声的幅值、位置具有随机性, 部分噪声比较明显, 而部分噪声则近似于真实值, 难以辨别。

回归建模之前, 为了避免一些特征值范围过大而另一些特征值范围过小, 需要对样本集采用式(21)进行归一化处理:

$$Y = \frac{2 \times (X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} - 1 \quad (21)$$

其中: X 为样本数据, X_{\min} 和 X_{\max} 分别为样本数据中的最小值和最大值。

采用基于平方平均隶属度函数的 FSVR 和传统 SVM 分别进行训练, 建立自动站气温数据异常的补偿模型。由于两种方法所选用模型参数并无区别, 因此利用 LibSVM 工具箱在 Matlab 平台下进行网络参数寻优, 选取的模型参数如表 1 所示。

表1 FSVR 和 SVM 参数选取结果

参数	值
惩罚参数 C	27.8576
核参数 g	0.10882
不敏感损失函数系数 ε	0.01

根据式(13)可求得隶属度因子, 从而针对 FSVR 模型的每一个样本值构建新的惩罚参数 C_i , 如式(22)所示:

$$C_i = \mu_i C \quad (22)$$

将各参数以及训练样本分别输入 FSVR 模型和 SVR 模型进行训练, 均方根误差 (Mean Square Error, MSE) 与平方相关系数的对比如表 2 所示。

表2 FSVR 与 SVM 样本训练结果

所采用的方法	MSE	平方相关系数
FSVR 方法	0.9556	0.9889
SVM 方法	1.8117	0.9784

将训练数据反归一化后, 得到的回归预测值与训练样本值如图 6 所示。

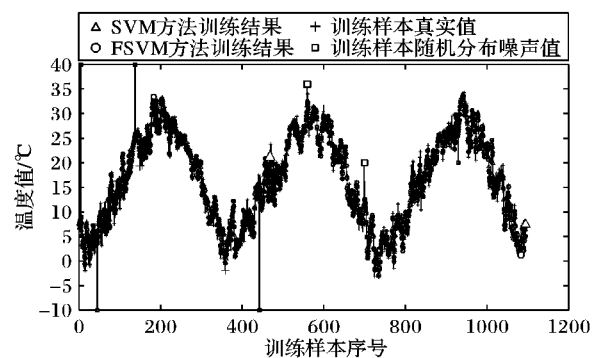


图6 训练样本预测结果与训练样本值对比

由表 2 以及图 6 可知, 基于平方平均隶属度函数的 FSVR 对样本的预测结果更接近于真实值, 效果比传统 SVM 更加理想。

在噪声点处, FSVR 方法和 SVM 方法预测结果与在该位置的真实温度值对比如表 3 所示。

两种方法在噪声点处对气温数据的插补相对误差如图 7 所示。

由表 3 和图 7 可知, FSVR 方法的平均相对误差为 11.79%, 所插补气温值平均误差为 1.4°C; SVM 方法的平均

相对误差为 13.51%, 所插补气温值平均误差为 1.6℃。

表3 FSVN 方法和 SVM 方法预测结果与噪声点处真实温度值对比

序号	位置	真实 温度值/℃	预测温度值/℃	
			FSVM	SVM
1	5	6.6	8.9555	8.7400
2	45	4.9	3.9113	3.6252
3	138	25.7	25.8596	25.8716
4	443	16.6	14.9622	13.5851
5	560	32.9	31.6311	32.6123
6	700	12.3	12.4673	11.7959
7	930	29.6	26.3633	25.9565

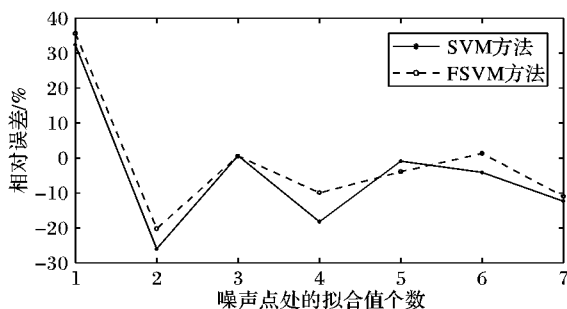


图7 噪声点处拟合值相对误差

为了验证所建模型的泛化能力,将测试样本集分别输入FSVR 和 SVR 模型进行测试,结果如图8所示。

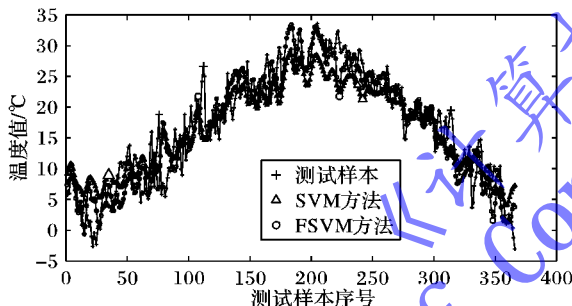


图8 测试样本预测结果与真实值对比

两种算法测试结果对比如表4所示。

表4 FSVN 与 SVM 样本测试结果对比

所采用的方法	MSE	平方相关系数
FSVM 方法	43.3831	0.961
SVM 方法	14.1103	0.952

由图8以及表4可以看出,针对气温这种变化规律存在随机性的样本,基于平方平均隶属度函数的FSVM能够较好地保证所建模型的通用性,比SVM方法具有更好的泛化能力。

两种方法对训练样本及测试样本的相对误差如图9所示。前1095个数据为训练样本相对误差,后366个数据为测试样本相对误差。

由图9可知,FSVM方法的平均相对误差为 17.72%,平均预测精度 1.13℃;SVM方法的平均相对误差为 28.6%,平均预测精度为 1.42℃。

3 结语

本文针对气温数据的特点,提出了3种隶属度函数的设

计方法,最终根据3种方法设计了基于平方平均隶属度函数的FSVM算法,针对自动气象站含有间断噪声的气温数据建立了补偿模型,对7个噪声点进行了插补,并传统SVM方法进行了对比。实验结果表明:基于平方平均隶属度函数的FSVM方法对噪声点有较强的识别能力,插补后的数据精度达到了 1.4℃,优于传统SVM方法的 1.6℃;整体预测精度达到了 1.13℃,同样优于传统SVM方法的 1.42℃。

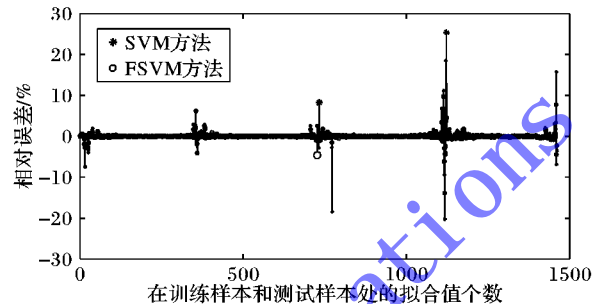


图9 两种方法对训练及测试样本的相对误差对比

通过实例分析,证明基于平方平均隶属度函数的FSVM算法可以成功应用在自动站含有间断噪声的日平均气温的补偿中,缓解了自动站数据插补对于周边站的“依赖”性,同时具有较高准确度和可信度。因此,该算法对于自动站气温数据异常的插补工作具有较大意义,并且对于其他气象要素的插补具有一定的参考价值。

由于气温数据具有较强的随机性,因此补偿模型具有 1℃左右的误差是可以接受的。如何针对气温数据样本设计更加具有代表性的隶属度函数,从而提高模型识别噪声的能力和预测精度,则是后面一步的工作。

参考文献:

- [1] WU M, SONG W, CHEN Y, *et al.* Analysis and processing of data from automatic weather stations [J]. *Meteorological Science and Technology*, 2009, 37(4): 466-468. (吴明江, 宋文英, 陈勇斌, 等. 自动气象站缺测数据分析及处理[J]. *气象科技*, 2009, 37(4): 466-468.)
- [2] QI X, YAN S, LIAO Y. Analysis and approach for data missing of automatic weather station [J]. *Meteorological, Hydrological and Marine Instrument*, 2011, 28(4): 38-40. (齐晓华, 阎树斌, 廖颖慧. 自动站数据缺测分析及处理方法[J]. *气象水文海洋仪器*, 2011, 28(4): 38-40.)
- [3] YU Y, LI J, REN Z, *et al.* Application of standardized method in estimating missing daily mean air temperature [J]. *Meteorological Monthly*, 2012, 38(9): 1135-1139. (余予, 李俊, 任芝花, 等. 标准序列法在日平均气温缺测数据插补中的应用[J]. *气象*, 2012, 38(9): 1135-1139.)
- [4] LI H. Algorithm and application research of support vector machine regression [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2005. (李海生. 支持向量机回归算法与应用研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2005.)
- [5] DENG N, TIAN Y. New methods of data mining: support vector machine regression [M]. Beijing: Science Press, 2004: 224-270. (邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法: 支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 224-270.)

(下转第897页)

和测量正确率,将对待测场景 ROI 的自动选取算法继续进行深入研究及优化。

参考文献:

- [1] BABARI R, HAUTIERE N, DUMONT É, *et al.* Visibility monitoring using conventional roadside cameras-emerging applications [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2012, 22: 17–28.
- [2] HAUTIERE N, AUBERT D, DUMONT É, *et al.* Experimental validation of dedicated methods to in-vehicle estimation of atmospheric visibility distance [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2008, 57(10): 2218–2225.
- [3] CHEN Z, CHEN Q. Video contrast visibility detection algorithm and its implementation based on camera self-calibration [J]. *Journal of Electronic and Information Technology*, 2010, 32(12): 2907–2912. (陈钊正, 陈启美. 基于摄像机自动标定的视频对比度能见度检测算法与实现[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(12): 2907–2912.)
- [4] YIN X, HE T, HAO H, *et al.* Learning based visibility measuring with images [C]// *ICONIP 2011: Proceedings of the 2011 International Conference on Neural Information Processing*. Berlin: Springer, 2011: 711–718.
- [5] KWON T M. Atmospheric visibility measurements using video cameras: relative visibility [D]. Duluth: University of Minnesota Duluth, 2004.
- [6] BABARI R, HAUTIERE N, DUMONT É, *et al.* A model-driven approach to estimate atmospheric visibility with ordinary cameras [J]. *Atmospheric Environment*, 2011, 45(30): 5316–5324.
- [7] BAYOT R K O, LABUGUEN R T, VOLANTE E J P, *et al.* Urban visibility measurements during tropical weather events using image processing [C]// *TENCON 2012: Proceedings of the 2012 IEEE Region 10 Conference*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 1–6.
- [8] LYU W, TAO S, LIU Y, *et al.* Measuring meteorological visibility based on digital photography—dual differential luminance method and experimental study [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2004, 28(4): 559–570. (吕伟涛, 陶善昌, 刘亦风, 等. 基于数字摄像技术测量气象能见度——双亮度差方法和试验研究[J]. *大气科学*, 2004, 28(4): 559–570.)
- [9] CHEN W, YANG J, ZHANG X. Visibility auto-calculating method [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(30): 181–183. (陈文兵, 杨建伟, 张小磊. 能见度自动化计算方法[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(30): 181–183.)
- [10] LIAW J J, LIAN S B, HUANG Y F, *et al.* Using sharpness image with Haar function for urban atmospheric visibility measurement [J]. *Aerosol and Air Quality Research*, 2010, 10(4): 323–330.
- [11] KWON T M. Video Camera-based visibility measurement system: USA, 6853453 [P]. 2005-02-08.
- [12] XU X, YIN X, LI Y, *et al.* Visibility measurement with image understanding [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2013, 26(6): 543–551. (许茜, 殷绪成, 李岩, 等. 基于图像理解的能见度测量方法[J]. *模式识别与人工智能*, 2013, 26(6): 543–551.)
- [13] WANG D, LI W, LIU Z, *et al.* A method for extracting characteristics of image texture and identifying of cuttings by Fourier transform [J]. *Petroleum Geology and Experiment*, 2008, 30(4): 420–423. (王东强, 李文东, 刘宗林, 等. 基于傅立叶变换的岩屑纹理特征提取及岩性识别方法研究[J]. *石油实验地质*, 2008, 30(4): 420–423.)
- [14] YU H, LIU Z, ZHANG X, *et al.* Extraction of terraced field texture features based on Fourier transformation [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2008(2): 39–42. (于浩, 刘志红, 张晓萍, 等. 基于傅立叶变换的梯田纹理特征提取[J]. *国土资源遥感*, 2008(2): 39–42.)
- [15] QIAO L, CHEN S, WANG M. Image thresholding based on relevance vector machine [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2010, 47(8): 1329–1337. (乔立山, 陈松灿, 王敏. 基于相关向量机的图像阈值技术[J]. *计算机研究与发展*, 2010, 47(8): 1329–1337.)
- [16] TANG Y, GUO W, GAO J. SVM parameter selection algorithm based on maximum kernel similarity diversity [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2010, 23(2): 210–215. (唐耀华, 郭为民, 高静怀. 基于核相似性差异最大化的支持向量机参数选择算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(2): 210–215.)
- [17] World Meteorological Organization. Guide to meteorological instruments and methods of observation [EB/OL]. [2012-10-04]. <http://www.wmo.int/pages/prog/www/IMOP/CIMO-Guide.html>.
- [18] LI H, SUN X. Theoretical analysis on measurement error of forward scattering visibility meter [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2009, 38(6): 1094–1098. (李浩, 孙学金. 前向散射能见度仪测量误差的理论分析[J]. *红外与激光工程*, 2009, 38(6): 1094–1098.)
- [6] LIN C F, WANG S D. Fuzzy support vector machines [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(2): 464–471.
- [7] HUANG H P, LIU Y H. Fuzzy support vector machine for pattern recognition and data mining [J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2002, 4(3): 826–835.
- [8] ZHOU J. Research of long-range weather monitoring and quality control system [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2012. (周静艳. 远程气象监测与质量控制系统研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2012.)
- [9] YE X, LIAO J, SUN N. Study on temperature compensation approaches of humidity sensitive capacitor [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2013, 32(6): 70–76. (叶小岭, 廖俊玲, 孙宁. 湿敏电容器的温度补偿方法研究[J]. *传感器与微系统*, 2013, 32(6): 70–76.)
- [10] REN Y. Some studies of SVM model improvement [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013. (任宇飞. SVM模型改进的若干研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2013.)
- [11] MA F, TONG W, SONG Y. The research and application of fuzzy support vector machine [J]. *Computer and Information Technology*, 2013, 21(1): 25–29. (马芳芳, 全卫国, 宋雨倩. 模糊支持向量机的研究与应用[J]. *电脑与信息技术*, 2013, 21(1): 25–29.)
- [12] DU Z, LIU S, QI X. Fuzzy support vector machine with new membership function [J]. *Journal of System Simulation*, 2009, 21(7): 1901–1903. (杜喆, 刘三阳, 齐小刚. 一种新隶属度函数的模糊支持向量机[J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(7): 1901–1903.)

(上接第891页)