

doi: 10. 6046/zrzyyg. 2020399

引用格式: 李特雅,宋妍,于新莉,等. 卫星热红外温度反演钢铁企业炼钢月产量估算模型[J]. 自然资源遥感,2021,33(4):121-129. (Li T Y,Song Y,Yu X L,et al. Monthly production estimation model for steel companies based on inversion of satellite thermal infrared temperature[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2021,33(4):121-129.)

卫星热红外温度反演钢铁企业炼钢月产量估算模型

李特雅,宋妍,于新莉,周圆锈

(中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,武汉 430000)

摘要: 钢铁业是国民经济发展中重要组成部分,掌握钢铁企业月产量有利于开展宏观调控及合理分配资源。以钢铁企业的月产量为研究对象,运用景观格局指数的理论和方法,利用卫星热红外遥感数据表面温度反演后的分级结果,结合厂房矢量数据来获取表面温度异常值和热力景观分布参数,以此提出并建立钢铁企业炼钢月产量估算模型。再结合华中和华北两个典型钢铁企业实际月产量数据,根据最小二乘拟合分别求估算模型,模型的决定系数(R^2)大于 0.9。分析后验差检验结果可知,该估算模型精度等级为二级;且在 95% 的置信度下,实际产量值均落在估算值的置信区间内,综合反映本文提出的炼钢月产量估算模型精度较高。

关键词: 热红外遥感; 景观格局指数; 炼钢月产量估算模型; 后验方差检验

中图法分类号: TP 79 文献标志码: A 文章编号: 2097-034X(2021)04-0121-09

0 引言

钢铁业是国民经济的基础,在工业化进程中起到不可替代的作用^[1]。卫星热红外影像可以客观反映地表温度信息,已经广泛应用于城市热岛^[2-3]、工业热污染^[4]等热效应研究中。近年来,研究者提出运用卫星热红外数据中高温异常像素面积建立生产热辐射模型,来监测钢铁厂月度生产状态^[5],初步证实了运用热红外遥感表面温度结果评价钢铁厂产能的可能性,为进一步建立实际产量的估算模型奠定了理论基础。但生产热辐射模型^[5]只考虑高温像素面积,未考虑高温像素的分布情况及产生的原因,将所有高温像素纳入生产区面积中,可能对产量评价的结果产生影响。分析可知,钢铁厂区内高温像素分布模式反映生产情况不同。为此,本文提出基于热红外表面温度反演的钢铁企业炼钢月产量估算模型 (steelmaking monthly production estimation model, SMPE),该模型结合景观指数^[6]理论方法,依据卫星热红外表面温度反演结果和厂区矢量数据,分别得到炼钢生产表面温度异常值和热力景观分布参数,建立钢铁企业炼钢月产量估算模型。为提高精度,对表面温度分级结果中表面孤立温度区开展处理,去除噪声以保证模型的精度。最后,以华中地区某钢铁企业 A 及华北地区某钢铁企业 B 为研究

对象开展钢铁企业炼钢月产量估算模型的验证。实验结果表明,本文构建的企业 A 估算模型的决定系数为 0.903,后验差检验等级为二级;企业 B 估算模型的决定系数为 0.905,后验差检验等级为二级,模型拟合效果较好。

炼钢月产量是衡量钢铁企业生产状况的重要指标,对其进行监测和评估可为我国钢铁行业供给侧结构性改革提供发展依据,并对疫情后我国经济有序平稳发展提供有力保障。本文的研究可以辅助监测国内外钢铁企业生产状况,及时、客观形成对国际钢铁行业生产状态的监测和产量的估算,也有望进一步拓宽热红外卫星遥感的应用。

1 研究方法

首先基于资源三号卫星 2.1 m 空间分辨率全国无缝覆盖真彩色正射卫星影像库^[7] (ZY-3 影像库)来获取钢铁企业炼钢厂区及厂房的矢量数据。在依据辐射传输方程法^[8]对卫星热红外遥感数据进行表面温度反演之前,先将空间分辨率为 30 m 的 Landsat 数据与 ZY-3 影像库的影像进行空间配准,选取 25 对同名点,配准均方根误差为 0.580 m;根据均值和标准差结果对表面温度进行分级,得到高温区、中温区和低温区 3 类表面温度区域。为防止噪声干扰,开展表面孤立温度区的四邻域箝线图^[9]

收稿日期: 2020-12-14; 修订日期: 2021-03-30

基金项目: 国防科工局民用“十三五”航天预先研究项目“星载高分辨率红外高光谱相机及应用技术”(编号: D040104)资助。

第一作者: 李特雅(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向为热红外遥感应用技术。Email: liteya@cug.edu.cn。

通信作者: 宋妍(1980-),女,博士,副教授,主要从事遥感算法及应用方面的研究。Email: songyan@cug.edu.cn。

分析,去除表面孤立温度噪声。

根据作业功能的不同,炼钢厂房存在多个区域:包括监控室、休息室等^[10]非高温热源区(图 1 中背景区),此外,还有铁水转运与预处理区、转炉炼钢区等^[10]高温热源区(图 1 中工作区)。铁水与钢水温度均在 1 000 ℃ 以上,会引起厂房内工作区显著升温^[5],造成高温异常的出现。目前 Landsat 系列热红外数据已被应用于含有钢铁厂的工业城市热岛效应的研究中^[11-12],在针对工业区的研究中,表面温度反演结果显示夏季时工业区温度为 50 ~ 55 ℃,钢铁厂的温度超过了 60 ℃^[13],但均未超过 Landsat 的饱和温度^[14]。

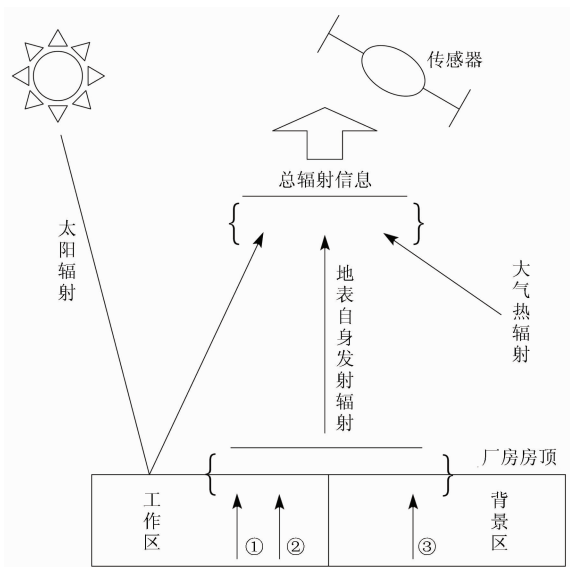


图 1 炼钢厂厂房热辐射示意图
Fig. 1 Schematic diagram of thermal radiation of steelmaking workshop

卫星热红外传感器接收到的总辐射信息包括大气热辐射、太阳辐射及地表自身发射辐射 3 类^[15]。对大气、观测角度和地表比辐射率进行校正后,能够从传感器接收的热辐射能量中反演得到地表真实温度^[16-17]。对于炼钢厂房而言,工作区的地表自身发

射辐射包括生产热辐射(图 1①)和背景热辐射(图 1②)2 部分,背景区则只包含背景热辐射(图 1③),在假设图 1 中的②与③相等的前提下,工作区与背景区表面温度的差值可以表示钢铁企业生产过程中产生的热量值^[5]。因此,在表面温度分级结果的基础上,结合厂房矢量数据将厂房分割为工作区与背景区,统计工作区与背景区表面温度均值之差建立表面温度异常值。

进一步,利用厂房矢量数据将表面温度分级结果分割为高温工作斑块、高温非工作斑块、中温斑块及低温斑块 4 种类型,统计上述 4 类斑块数量及面积,组合得到热力景观分布参数。最后,结合表面温度异常值与热力景观分布参数,建立 SMPE。收集整理钢铁企业炼钢月产量实际数据用于计算 SMPE 的参数;针对实际产量数据获取困难的问题,运用后验差检验法^[18-19]对模型精度及估算能力进行评价,同时计算 SMPE 的置信区间。

1.1 卫星热红外遥感数据

本文综合 Landsat5, Landsat7 及 Landsat8 卫星获取的热红外数据来对钢铁企业厂区的表面温度进行反演。值得注意的是, Landsat7 热红外波段中的低增益波段数据(B6L)具有更高的饱和值,可以避免在高温区产生温度过饱和的问题^[20],因此在本次研究中选用 B6L 的数据进行厂区表面温度反演。由于 Landsat8 的 TIRS(thermal infrared sensor)传感器视域外杂散光的影响,第 11 波段定标不确定性较大^[21-22],因此本文采用 Landsat8 第 10 波段进行表面温度反演。

1.2 钢铁企业 SMPE 模型

采用辐射传输方程法来反演钢铁厂的表面温度后,对结果进行表面温度分级,结合厂房矢量数据获取表面温度异常值与热力景观分布参数,最终建立钢铁企业 SMPE 模型。试验的具体流程如图 2 所示。

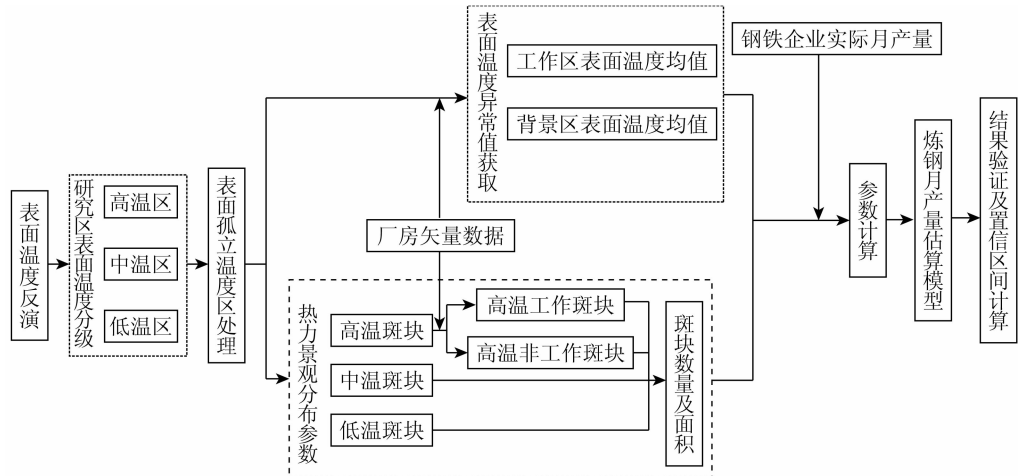


图 2 炼钢月产量估算模型建模流程图
Fig. 2 The modeling workflow of steelmaking monthly production estimation model

1.2.1 表面温度分级

以钢铁厂区内表面温度最大值与最小值作为分割区间,依据“均值 - 标准差”法对研究区进行表面温度分级^[23],计算公式为:

$$\begin{cases} T \leq T_{\text{mean}} - SD & \text{低温区} \\ T_{\text{mean}} - SD < T \leq T_{\text{mean}} + SD & \text{中温区} \\ T > T_{\text{mean}} + SD & \text{高温区} \end{cases} \quad (1)$$

式中: T 为像元温度,℃; T_{mean} 为研究区表面温度均值,℃; SD 为研究区表面温度标准差值,℃。

1.2.2 表面孤立温度区处理

厂区进行表面温度分级后,可能存在由单像素构成的温度分级区,若不加以处理会对最终结果产生不利影响。因此,本文提出运用箱线图 (boxplot) 方法去除表面孤立温度区中的噪声。

箱线图是一种数据分析方法^[24]。对表面孤立温度区及其四邻域的表面温度值排序,利用这 5 个温度值的中位数 (Q_2)、上四分位数 (Q_3)、下四分位数 (Q_1) 计算出四分位距 ($QR = Q_3 - Q_1$),并据此设置温度上限 ($T_{\text{up}}, Q_3 + 1.5QR$) 与下限 ($T_{\text{low}}, Q_1 - 1.5QR$)。若表面孤立温度区的温度值处于 T_{up} 与 T_{low} 之间,则说明此表面孤立温度区与四邻域表面温度间互有联系,属于正常的温度分级结果,应予以保留,否则认为该表面孤立温度区属于异常结果^[9] 应予以剔除。

1.2.3 表面温度异常值

剔除噪声后,以表面温度分级结果为基础,对厂房内部进一步分割,厂房内高温区为工作区,厂房内中温区与低温区为背景区,以此为基础来统计表面温度异常值 (T_{α}),计算公式为:

$$T_{\alpha} = T_{\text{high}} - T_{\text{back}} \quad , \quad (2)$$

式中: T_{high} 为工作区表面温度均值,℃; T_{back} 为背景区的表面温度均值,℃。

1.2.4 热力景观分布参数

景观格局指数可定量描述热力景观格局^[22],也可以对热力景观格局中温度变化的原因进行表述^[25]。斑块是景观格局的基本组成单元,是指不同于周围背景的、相对均质的区域^[26]。剔除噪声后,以表面温度分级结果为基础,统计研究区内高温 (high temperature, h)、中温 (middle temperature, m)、低温 (low temperature, l) 3 类斑块。进一步利用厂房矢量数据将企业内部的高温斑块分为高温工作斑块 (high temperature production, hp) 和高温非工作斑块 (high temperature non - production, hnp) 2 类 (高温非工作斑块主要包括停车场等易

产生高温的场所)。通过各参数与实际产量的相关性分析结果来确定热力景观分布参数。表 1 为钢铁企业各类斑块的数量与月产量实际值的相关性。

表 1 参数与月产量实际值相关性
Tab.1 Correlation between parameters
and actual monthly production

参数	含义	与实际值 间相关性
S_{hp}/S	高温工作斑块面积/ 总体斑块面积	0.817
NP_{hp}	高温工作斑块数目	0.574
NP_{hnp}	高温非工作斑块数目	-0.704
NP_{m}	中温斑块数目	0.464
NP_{l}	低温斑块数目	-0.339
NP	总体斑块数目	-0.087
$ NP_{\text{hp}} - NP_{\text{hnp}} - NP_{\text{l}} /NP$	—	-0.920
$ NP_{\text{hp}} - NP_{\text{l}} /NP$	—	-0.841
$ NP_{\text{hp}} - NP_{\text{hnp}} /NP$	—	0.816
$ NP_{\text{hp}} - NP_{\text{hnp}} - NP_{\text{m}} /NP$	—	0.420
$ NP_{\text{hp}} - NP_{\text{m}} /NP$	—	0.403

炼钢厂中, hp 越多,说明处于工作状态的区域越多,但一般来说, hp 与其他类型的斑块相比更为集中,钢铁厂区 hp 数量越多时, hp 与 hnp, l 之间数量的差值越小,说明企业内部生产场所越多,因此月产量值则越高。因此, hp 与其他类型斑块差值为负数, $|NP_{\text{hp}} - NP_{\text{hnp}} - NP_{\text{l}}|/NP$ 与月产量实际值呈现强的负相关 (-0.920)。综合表 1 的结果,选用 S_{hp}/S 及 $|NP_{\text{hp}} - NP_{\text{hnp}} - NP_{\text{l}}|/NP$ 作为热力景观分布参数来参与炼钢月产量估算模型的构建。

1.2.5 模型建立

将表面温度异常值 T_{α} 与热力景观分布参数结合,可以反映钢铁企业炼钢的月度生产状态。基于此,建立 $SMPE$ 估算公式为:

$$SMPE = T_{\alpha} (\beta_1 \frac{|NP_{\text{hp}} - NP_{\text{hnp}} - NP_{\text{l}}|}{NP} + \beta_2 \frac{S_{\text{hp}}}{S}) + b_{\text{M}} \quad , \quad (3)$$

式中: T_{α} 为钢铁企业内的表面温度异常值,℃; β_1 , β_2 及 b_{M} 为需要拟合的参数值,万 t。

1.3 精度验证与置信区间

1.3.1 $SMPE$ 精度验证

遥感反演产品是否准确、真实地反映实际情况,关键在于结合实际数据对产品的精度验证^[27-28]。但是,各钢铁企业公开的产量数据频率和详细度不同,为验证模型带来困难。利用后验差检验法可说明模型的精度等级和预测能力。

后验差检验是对残差 (e) 分布的统计特性进行检验,由后验差比值 C 和小误差概率 P 共同描

述^[29]。在研究中,收集钢铁企业实际产量,统计 SMPE 估算的月产量值,计算公式为:

$$C = S_2/S_1 \quad , \tag{4}$$

$$P = P\{ |e_i - \bar{e}| < KS_1 \} \quad , \tag{5}$$

$$e_i = y_i - y_i^0 \quad , \tag{6}$$

$$S_1 = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad , \tag{7}$$

$$S_2 = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (e_i - \bar{e})^2} \quad , \tag{8}$$

$$\bar{y} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i \quad , \tag{9}$$

$$\bar{e} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m e_i \quad , \tag{10}$$

式中: y_i 为第 i 月的月产量实际值; y_i^0 为由 1.2 节中提出的模型计算的第 i 月的月产量值; m 为用来计算后验差参数的样本数量(企业 A 中 $m=8$, 企业 B 中 $m=5$); $K=0.674\ 5$ ^[28] 为评定参数; e_i 为残差; S_1 为月产量实际值标准差; S_2 为残差标准差; $\bar{y}$ 为月产量实际值均值; $\bar{e}$ 为残差均值。

指标 C 值越小表明模型计算的产量值与产量实际值之差的离散程度小。以 K 倍 S_1 为标准值,统计残差与残差均值之差的绝对值小于标准值的频率, P 值越大表明频率越大。 C 值与 P 值对应的拟合精度等级见表 2。

表 2 拟合精度等级
Tab.2 Grade of fitting accuracy

精度等级	C 值	P 值
1 级(良好)	$C < 0.35$	$P > 0.95$
2 级(合格)	$0.35 \leq C < 0.50$	$0.80 < P \leq 0.95$
3 级(勉强)	$0.50 \leq C < 0.65$	$0.70 < P \leq 0.80$
4 级(不合格)	$C \geq 0.65$	$P \leq 0.70$

1.3.2 SMPE 结果置信区间

SMPE 结果与实际值存在偏差,置信区间包含计算值的波动范围,可以传递更详细的信息,具有重要意义^[30]。假设 SMPE 值如式(11)所示,则在 $1-\alpha$ (α 为显著性水平)的置信度下,钢铁企业第 i 月的产量实际值落在产量估算值的如下置信区间(式(15))内,具体公式为:

$$Y_i^0 = \mathbf{X}_i \cdot \mathbf{B} + b_M \quad , \tag{11}$$

$$t = (Y_i^0 - Y_i)/\delta \sim t(n - k - 1) \quad , \tag{12}$$

$$\delta = \sqrt{E(1 + \mathbf{X}_i (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_i)} \quad , \tag{13}$$

$$E = \frac{\sum_{j=1}^n (e_j)^2}{n - 1} \quad , \tag{14}$$

$$e_j = Y_j - Y_j^0$$
$$Y_i^0 - \delta \times t_{\alpha/2} < Y_i < Y_i^0 + \delta \times t_{\alpha/2} \quad , \tag{15}$$

式中: Y_i^0 为 SMPE 模型计算第 i 月的月产量值; $\mathbf{X}_i = (T_\alpha \frac{|NP_{hp} - NP_{lmp} - NP_l|}{NP}, T_\alpha \frac{S_{hp}}{S})$, 为第 i 月对应的自变量矩阵; $\mathbf{B} = (\beta_1, \beta_2)^T$; b_M 为常数项; Y_i 为第 i 月炼钢月产量实际值; n 为参与模型拟合的样本数(企业 A 中 $n=17$, 企业 B 中 $n=12$); k 为 SMPE 中自变量的数目, $k=2$; $\mathbf{X}$ 为参与模型拟合的自变量矩阵,矩阵大小为 $n \times 2$; $e_j = Y_j - Y_j^0$ 为产量实际值与产量估算值的残差值。

2 钢铁企业结果分析

本文选取华中地区某钢铁企业 A 及华北地区某钢铁企业 B 为研究对象。企业 A 为一所典型大型钢铁企业; 企业 B 为一所典型的小型钢铁企业。

2.1 企业 A 研究区结果分析

2.1.1 企业 A 研究区模型参数获取

得到企业 A 表面温度反演结果后,利用公式(1)计算企业 A 的表面温度分级结果。然后提取表面温度分级后的孤立温度区及其四邻域的温度值,利用箱线图方法来判断表面孤立温度区是否为噪声(表 3 和图 3)。图 3(c)为图 3(a)中提取的表面温度值的箱线图分析结果,该表面孤立温度区及其四邻域表面温度值均在箱线图的上-下限范围内,因此判断此表面孤立温度区不是噪声,应予以保留;图 3(e)为图 3(d)中提取的表面温度值的箱线图分析结果,可以发现表面孤立温度区的温度值为 45.191℃,低于箱线图的下限值,因此判断此表面孤立温度区为噪声需要予以剔除(表 3)。基于剔除噪声后的表面温度分级结果,利用厂房矢量获得工作区与背景区,然后利用式(2)计算得到表面温度异常值 T_α 。同时,将厂区分分为高温工作斑块、高温非工作斑块、中温斑块以及低温斑块这四种类型,统计斑块的数量及面积来计算出热力景观分布参数。

表 3 表面孤立温度区及其四邻域表面温度值
Tab.3 Isolated temperature region and four-neighborhood temperature

图	表面孤立温度区温度值/℃	四邻域表面温度值/℃	结果
图 3(b)	38.764	38.982,39.175,39.120,38.614	保留
图 3(d)	45.191	47.324,47.274,47.196,46.680	剔除

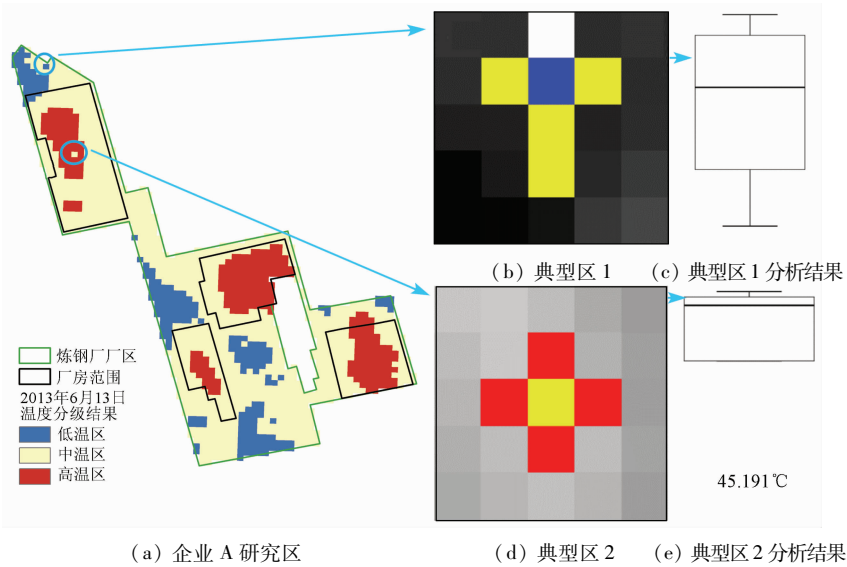


图 3 表面孤立温度区箱线图分析

Fig. 3 Boxplot analysis of surface isolated temperature region

2.1.2 研究区企业 A 的模型构建及验证

本文利用 25 个月份的 Landsat 系列影像数据来进行炼钢月产量估算模型的构建及验证。用前 17 个月份的数据来拟合模型中的参数,后 8 个月份的数据来验证模型精度。

获取 T_{α} 及热力景观分布参数后,结合 17 个月份月产量实际数据,采用最小二乘法^[31-32] 拟合模型的参数,求解得 $\beta_1 = -16.751$ 万 t/°C, $\beta_2 = 79.613$ 万 t/°C, $b_M = 97.097$ 万 t。分别代入式(3)得到企业 A 炼钢月产量估算模型,计算得知 SMRE 为 0.903,公式为:

$$SMPE = T_{\alpha} (-16.751 \frac{|NP_{hp} - NP_{hnp} - NP_l|}{NP} + 79.613 \frac{S_{hp}}{S}) + 97.097, R^2 = 0.903 \quad (16)$$

利用拟合后的炼钢月产量估算模型计算后 8 个月的 SMPE,然后通过后验差检验方法来说明模型的精度等级。得到残差计算表(表 4)及变化曲线图(图 4)。计算得出企业 A 的 SMPE 精度验证参数见表 5。表中,指标 $C = 0.388, < 0.5$,评定结果为 2 级(合格);指标 $P = 1, > 0.95$,评定结果为 1 级(良好),说明模型拟合效果好。然后利用式(11)–(15)计算出 SMPE 的置信区间。显著性水平 α 取为 0.05,样本数 $n = 17$,查找 t 界值表可知

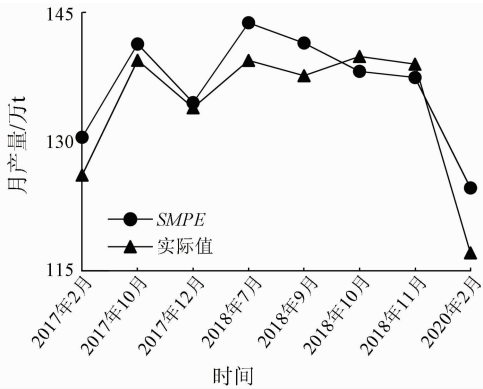


图 4 验证用实际值与 SMPE 值曲线

Fig. 4 The curves of actual values for validation and SMPE values

表 5 企业 A 的 SMPE 精度验证参数

Tab. 5 The SMPE precision verification parameters of enterprise A

参数	$\bar{y}$	$\bar{e}$	S_1	S_2	C	P
数值	134.080	-2.419	7.772	3.019	0.388	1

$t_{\alpha/2} = 2.145$,因此在 $1 - \alpha = 0.95$ 的置信度下(表示实际值有 95% 的概率落在计算出的估算值的置信区间内),后 8 个月份 SMPE 值置信区间如图 5 所示,其中 Low 为置信区间下限,Up 为置信区间上限。

表 4 验证用实际值与 SMPE 值残差及残差百分比

Tab. 4 The residual and residual percentage between actual values for validation and SMPE values

时间	残差 $Y_j - Y_j^0$	残差百分比 $(Y_j - Y_j^0) / Y_j \times 100\%$
2017 年 2 月	-4.409	-3.50%
2017 年 10 月	-1.889	-1.35%
2017 年 12 月	-0.601	-0.45%
2018 年 7 月	-4.372	-3.13%
2018 年 9 月	-3.800	-2.76%
2018 年 10 月	1.736	1.24%
2018 年 11 月	1.554	1.12%
2020 年 2 月	-7.575	-6.47%
均值	-2.419	-1.91%

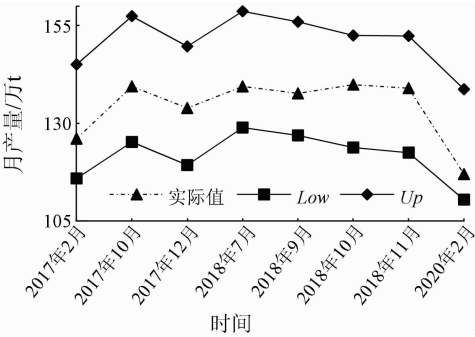


图 5 SMPE 置信区间(置信度 = 95%)
Fig.5 Confidence interval of SMPE
(Confidence level = 95%)

从图 4 与表 4 的结果来看,SMPE 值与炼钢月产量实际值在时间序列上的整体变化趋势一致,SMPE 值虽然与实际产量值有一定的偏差,但残差百分比最小值为 -0.45%,最大值为 -6.47%,均值为 -1.91%。从图 5 的曲线可以看出,在 95%的置信度下,月产量实际值包含在 SMPE 模型的置信区间内。以上结果表明,SMPE 模型在大型钢铁企业中的应用情况较好,能够用模型估算的月产量值来

反映大型钢铁企业的实际月产量值。

2.2 企业 B 研究区结果分析

2.2.1 企业 B 研究区模型参数获取

在企业 B 研究区表面温度反演结果的基础上,利用式(1)对企业 B 研究区进行温度分级(图 6(a)),然后利用箱线图方法来判断表面孤立温度区温度值与其四邻域表面温度值之间的关系。图 6(b)为企业 B 研究区 2016 年 5 月表面温度分级结果中的一个孤立温度区,图 6(c)为对其温度及其四邻域温度值进行箱线图分析的结果,结果表明,此表面孤立温度区的温度值在箱线图的上下限之间,判断为非噪声,可以保留。排除噪声的干扰后,在表面温度分级结果的基础上,结合企业 B 研究区厂房矢量数据将厂房划分为工作区与背景区,并利用式(2)计算得到表面温度异常值 T_{α} 。同时利用排除孤立噪声后的表面温度分级结果及厂房矢量将企业 B 研究区划分为高温工作斑块、高温非工作斑块、中温斑块以及低温斑块,统计出上述斑块的数量及面积来计算出热力景观分布参数。

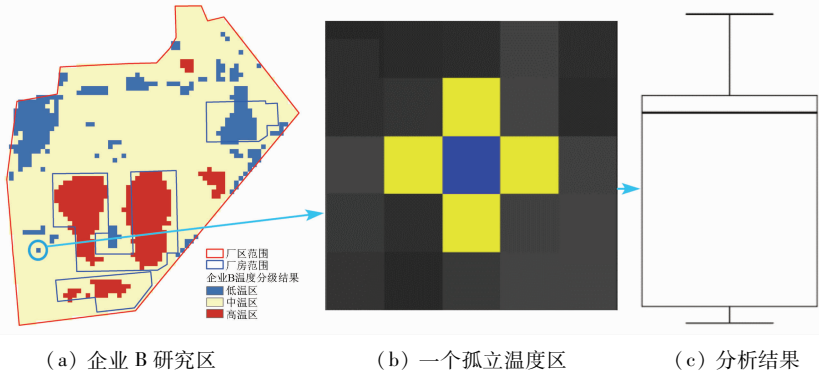


图 6 表面孤立温度区箱线图分析

Fig.6 Boxplot analysis of surface isolated temperature region

2.2.2 企业 B 研究区模型构建及分析

利用 17 个月份的 Landsat 系列遥感影像数据来构建企业 B 的月产量估算模型。用前 12 个月份的数据来拟合模型中的有关参数,后 5 个月份的数据来验证模型的精度等级,并计算出模型计算值的置信区间。

采用最小二乘法拟合炼钢月产量估算模型中参数值,得: $\beta_1 = -8.672$ 万 t/℃, $\beta_2 = 16.916$ 万 t/℃, $b_M = 86.501$ 万 t。

代入式(3)后得到企业 B 炼钢月产量估算模型,公式为:

$$SMPE = T_{\alpha}(-8.672 \frac{|NP_{hp} - NP_{hmp} - NP_l|}{NP} + 16.916 \frac{S_{hp}}{S}) + 86.501, R^2 = 0.905 \quad (17)$$

利用拟合后的模型计算后 5 个月的 SMPE 值,然后通过后验差检验方法来说明模型的精度等级。得到残差计算表(表 6)及变化曲线图(图 7)。计算出企业 B 的 SMPE 精度验证参数见表 7。指标 C 为 $0.438 < 0.5$,评定结果为 2 级(合格);指标 P 为 $1 > 0.95$,评定结果为 1 级(良好),说明模型拟合效果好。

表 6 验证用实际值与 SMPE 残差及残差百分比 Tab.6 The residual and residual percentage between actual values for validation and SMPE values		
时间	残差 $Y_j - Y_j^0$	残差百分比 $(Y_j - Y_j^0) / Y_j \times 100\%$
2013 年 7 月	3.163	4.52%
2013 年 8 月	3.369	4.22%
2014 年 7 月	0.770	1.01%
2016 年 5 月	1.019	1.39%
2017 年 4 月	-0.826	-1.06%
均值	1.499	2.02%

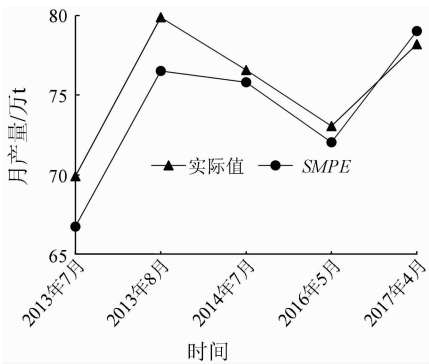


图 7 验证用炼钢月产量实际值与 SMPE 曲线

Fig.7 The curves of actual values for validation and SMPE values

表 7 企业 B SMPE 模型精度验证参数
Tab.7 The SMPE precision verification parameters of enterprise B

参数	$\bar{y}$	$\bar{e}$	S_1	S_2	C	P
均值	75.528	1.499	3.604	1.576	0.438	1

然后利用式(11)–(15)计算出 SMPE 的置信区间。显著性水平 α 取为 0.05,样本数 $n = 12$,查找 t 界值表可知 $t_{\alpha/2} = 2.262$,因此在 $1 - \alpha = 0.95$ 的置信度下。企业 B 的 SMPE 值置信区间如图 8 所示。

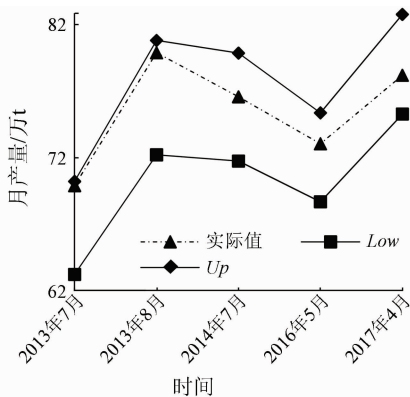


图 8 SMPE 值置信区间(置信度 = 95%)

Fig.8 Confidence interval of SMPE
(Confidence level = 95%)

从表 6 与图 7 的结果可以看出,SMPE 值与实际值的整体变化趋势一致,残差百分比最小值为 1.01%,最大值为 4.52%,均值为 2.02%。且从图 8 的曲线中可以看出,在 95% 的置信度下,月产量实际值落在 SMPE 值的置信区间内。以上结果表明,模型能够较好地应用在小型钢铁企业中,可以采用模型估算的月产量值来填补小型钢铁企业月产量实际值的空缺。

3 结论

本文利用卫星热红外遥感数据反演得到厂区热量平衡界面温度后,采用均值 – 标准差方法对表面温

度反演结果进行温度分级,排除噪声干扰后,结合厂房矢量数据对表面温度分级的结果做进一步的分割,从而得到表面温度异常值与热力景观分布参数。然后建立钢铁企业炼钢月产量估算模型(SMPE),结合钢铁企业炼钢月产量实际数据,通过最小二乘法计算出 SMPE 模型中的参数值。通过后验差检验的方法来判断模型的拟合精度等级,同时计算出 SMPE 在 95% 置信度下的置信区间。通过试验得到以下结论:

- 1) SMPE 与炼钢月产量实际值的变化趋势一致,可以用 SMPE 来描述钢铁企业的月度生产状态,从整体上反映钢铁企业炼钢月产量的增减情况。
- 2) 从后验差检验法的结果可知,利用有限的钢铁企业实际产量建立的炼钢月产量估算模型具有良好的月产量估算能力,且在 95% 的置信度下,月产量实际值落在 SMPE 的置信区间内,说明可以用 SMPE 来表示月产量实际值,解决实际值缺失的问题,从而实现对钢铁企业的整体生产状态的掌控。
- 3) 本文选取大型钢铁企业 A 与小型钢铁企业 B 为研究对象,模型估算的月产量值与月产量实际值之间存在一定的偏差,但从残差百分比的结果来看,偏差在可接受的范围内,说明 SMPE 适用于不同规模的钢铁企业。

本文结合景观指数建立钢铁企业 SMPE 模型,通过华中和华北两个钢铁企业的炼钢月产量估算试验说明模型的正确性和适用性,对拓展热红外遥感应用面,及时监测钢铁企业炼钢产量,掌握钢铁企业生产状态具有一定的参考和帮助。但受限于现阶段的实验条件,无法对炼钢厂厂房房顶的真实表面温度开展实地观测,缺少不同风速、不同时间段工作区与背景区厂房顶的实际表面温度差异数据,因此只能在假设工作区与背景区背景热辐射相同的前提下开展实验,在后续的研究中,需要通过实地观测数据来解释工作区与背景区热辐射的真实差异。

参考文献 (References) :

[1] Wu Y. The Chinese steel industry: Recent developments and prospects[J]. Resources Policy, 2000, 26(3): 171–178.

[2] Hua L Z, Zhang X X, Nie Q, et al. The impacts of the expansion of urban impervious surfaces on urban heat islands in a coastal city in China[J]. Sustainability, 2020, 12(2): 475.

[3] 董家集, 任华忠, 郑逸童, 等. 基于多源遥感数据的城市环境宜居性研究——以北京市为例[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(3): 165–172. doi:10.6046/gtzyyg. 2020. 03. 22.

Dong J J, Ren H Z, Zhen Y T, et al. A study of the livability of urban environment based on multi – source remote sensing data: A case study of Beijing City[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(3): 165–172. doi:10.6046/gtzyyg. 2020. 03. 22.

[4] Arslan E, Erenoglu R C. Assessment of hotspots using sparse au-

- toencoder in industrial zones [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2019, 191(7): 453.
- [5] 李 静, 孙强强, 张 平, 等. 基于多时相热红外遥感的钢铁企业生产状态辅助监测 [J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(1): 220 – 228. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 01. 29.
- Li J, Sun Q Q, Zhang P, et al. A study of auxiliary monitoring in iron and steel plant based on multi – temporal thermal infrared remote sensing [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2019, 31(1): 220 – 228. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 01. 29.
- [6] 吴 未, 许丽萍, 张 敏, 等. 不同斑块类型的景观指数粒度效应响应——以无锡市为例 [J]. *生态学报*, 2016, 36(9): 2740 – 2749.
- Wu W, Xu L P, Zhang M, et al. Impact of landscape metrics on grain size effect in different types of patches: A case study of Wuxi City [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(9): 2740 – 2749.
- [7] 唐新明, 王鸿燕, 祝小勇. 资源三号卫星测绘技术与应用 [J]. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1482 – 1491.
- Tang X M, Wang H Y, Zhu X Y, et al. Technology and applications of surveying and mapping for ZY – 3 satellites [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1482 – 1491.
- [8] 田国良, 柳钦火, 陈良富. 热红外遥感 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2014.
- Tian G L, Liu Q H, Chen L F. *Thermal remote sensing* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2014.
- [9] Walker M L, Dovoedo Y H, Chakraborti S, et al. An improved box-plot for univariate data [J]. *The American Statistician*, 2018, 72(4): 348 – 353.
- [10] 张玉敏. 基于攀钢炼钢厂车间布局视角的 SLP 优化设计研究 [J]. *物流技术*, 2013, 32(5): 418 – 421, 442.
- Zhang Y M. An SLP perspective on layout optimization for steel – making workshops of Pangang [J]. *Logistics Technology*, 2013, 32(5): 418 – 421, 442.
- [11] Sekertekin A, Kutoglu S H, Kaya S. Evaluation of spatio – temporal variability in Land Surface Temperature: A case study of Zonguldak, Turkey [J]. *Environmental Monitoring & Assessment*, 2016, 188(1): 1 – 15.
- [12] El – Hattab M, Amany S M, Lamia G E. Monitoring and assessment of urban heat islands over the Southern region of Cairo Governorate, Egypt [J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2018, 21(3): 311 – 323.
- [13] Mujabar P S. Spatial – temporal variation of land surface temperature of Jubail Industrial City, Saudi Arabia due to seasonal effect by using Thermal Infrared Remote Sensor (TIRS) satellite data [J]. *Journal of African Earth Sciences*, 2019, 155: 54 – 63.
- [14] Nádudvari A, Abramowicz A, Maniscalco R, et al. The estimation of lava flow temperatures using Landsat night – time images: Case studies from eruptions of Mt. Etna and Stromboli (Sicily, Italy), Kilauea (Hawaii Island), and Eyjafallajökull and Holuhraun (Iceland) [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(16): 2537.
- [15] 李召良, 段四波, 唐伯惠, 等. 热红外地表温度遥感反演方法研究进展 [J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 899 – 920.
- Li Z L, Duan S B, Tang B H, et al. Review of methods for land surface temperature derived from thermal infrared remotely sensed data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 899 – 920.
- [16] 王猛猛. 地表温度与近地表气温热红外遥感反演方法研究 [D]. 北京: 中国科学院大学 (中国科学院遥感与数字地球研究所), 2017.
- Wang M M. *Methodology development for retrieving land surface temperature and near surface air temperature based on thermal infrared Remote Sensing* [D]. Beijing: The University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing and Digital Earth), 2017.
- [17] Dash P, Götsche F M, Olesen F S, et al. Land surface temperature and emissivity estimation from passive sensor data: Theory and practice – current trends [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(13): 2563 – 2594.
- [18] Wang Y N, Wei F F, Sun C Q, et al. The research of improved grey GM (1, 1) model to predict the postprandial glucose in type 2 diabetes [J]. *BioMed Research International*, 2016: 6837052.
- [19] 朱军桃, 李亚威, 熊东旭, 等. 建筑物沉降监测中的改进灰色模型 [J]. *测绘科学*, 2017, 42(11): 85 – 91.
- Zhu J T, Li Y W, Xiong D X, et al. An improved grey mode in the building settlement monitoring [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, 42(11): 85 – 91.
- [20] Tavares M, Cunha A, Motta – marques D, et al. Comparison of methods to estimate lake – surface – water temperature using Landsat7 ETM + and MODIS imagery: Case study of a large shallow subtropical lake in southern Brazil [J]. *Water*, 2019, 11(1): 168.
- [21] Wang M M, Zhang Z J, Hu T, et al. A practical single – channel algorithm for land surface temperature retrieval: Application to Landsat series data [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 2019, 124(1): 299 – 316.
- [22] 陈瀚阅, 朱 利, 李家国, 等. 基于 Landsat8 数据的 2 种海表温度反演单窗算法对比——以红沿河核电基地海域为例 [J]. *国土资源遥感*, 2018, 30(1): 45 – 53. doi:10.6046/gtzyyg. 2018. 01. 07.
- Chen H Y, Zhu L, Li J G, et al. A comparison of two mono – window algorithms for retrieving sea surface temperature from Landsat8 data in coastal water of Hongyan River nuclear power station [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2018, 30(1): 45 – 53. doi:10.6046/gtzyyg. 2018. 01. 07.
- [23] 徐 双, 李飞雪, 张卢奔, 等. 长沙市热力景观空间格局演变分析 [J]. *生态学报*, 2015, 35(11): 3743 – 3754.
- Xu S, Li F X, Zhang L B, et al. Spatiotemporal changes of thermal environment landscape pattern in Changsha [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(11): 3743 – 3754.
- [24] Williamson D F, Parker R A, Kendrick J S. The box plot: A simple visual method to interpret data [J]. *Annals of Internal Medicine*, 1989, 110(11): 916 – 921.
- [25] 潘明慧, 兰思仁, 朱里莹, 等. 景观格局类型对热岛效应的影响——以福州市中心城区为例 [J]. *中国环境科学*, 2020, 40(6): 2635 – 2646.
- Pan M H, Lan S R, Zhu L Y, et al. Influence of landscape pattern types on heat island effect over central Fuzhou City [J]. *China Environmental Science*, 2020, 40(6): 2635 – 2646.
- [26] 陈云浩, 李晓兵, 史培军, 等. 上海城市热环境的空间格局分析 [J]. *地理科学*, 2002(3): 317 – 323.
- Chen Y H, Li X B, Shi P J, et al. Study on spatial pattern of urban heat environment in Shanghai City [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2002(3): 317 – 323.

[27] 梁顺林,李小文,王锦地. 定量遥感:理念与算法[M]. 北京:科学出版社,2013:23.
Liang S L,Li X W,Wang J D. Remote sensing:Concept and algorithm[M]. Beijing:Science Press,2013:23.

[28] 张仁华,田 静,李召良,等. 定量遥感产品真实性检验的基础与方法[J]. 中国科学:地球科学,2010,40(2):211-222.
Zhang R H,Tian J,Li Z L,et al. Principles and methods for the validation of quantitative remote sensing products[J]. Scientia Sinica(Terrae),2010,40(2):211-222.

[29] Cheng C T,Luo B,Miao S M,et al. Mid-term electricity market clearing price forecasting with sparse data:A case in newly-reformed Yunnan electricity market[J]. Energies,2016,9(10):804.

[30] 周松林,茆美琴,苏建徽. 风电功率短期预测及非参数区间估计[J]. 中国电机工程学报,2011,31(25):10-16.
Zhou S L,Mao M Q,Su J H. Short-term forecasting of wind power and non-parametric confidence interval estimation[J]. Proceedings of the CSEE,2011,31(25):10-16.

[31] Lampton M. Damping-undamping strategies for the Levenberg-Marquardt nonlinear least-squares method[J]. Computers in Physics,1997,11(1):110-115.

[32] Petr I,Bednrov D. Total least squares approach to modeling:A Matlab toolbox[J]. Acta Montana Slovaca,2010,15(2):158-170.

Monthly production estimation model for steel companies based on inversion of satellite thermal infrared temperature

LI Teya, SONG Yan, YU Xinli, ZHOU Yuanxiu

(School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences(Wuhan), Wuhan 430000, China)

Abstract: The iron and steel industry is a very important part in economic development. Obtaining the knowledge of the monthly production of steel companies is conducive to the macro control of the economy and the rational allocation of resources. In this paper, a monthly production estimation model for steel companies was proposed based on the grading results of the surface temperature obtained from the inversion of satellite thermal infrared data as well as the theory and method of landscape pattern indices. The surface temperature anomalous values and the thermal landscape distribution parameters of steel companies can be calculated according to the vector data of the spatial framework of steel companies. Based on this and the actual monthly production data of two typical steel companies in Central China and North China, the estimation model was established through the least-squares fitting, and the coefficient of determination (R^2) of the model was greater than 0.9. According to the posterior variance test results, the accuracy of the estimation model proposed in this study is level 2. Meanwhile, the actual production values all fall within the 95% confidence interval of the estimation values. All these comprehensively reflect the monthly production model proposed in this paper are highly accurate.

Keywords: thermal infrared remote sensing; landscape pattern index; steelmaking monthly production estimation model; posterior variance test

(责任编辑:李 瑜)