

文章编号:1671-251X(2019)04-0072-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2018100075

输送带煤流量短时预测方法研究

冯梅, 乔铁柱

(太原理工大学 新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 山西 太原 030024)



扫码移动阅读

摘要:对煤流量短时间内的趋势进行预测,是实现带速与运量匹配的前提条件,而现有输送带煤流量短时预测方法存在实时性不好和精度不高的问题。针对上述问题,提出了一种基于支持向量机的输送带煤流量短时预测方法。该方法首先利用支持向量机算法选择实时煤流量作为因变量、统计数据时间作为自变量,然后对实际采集到的煤流量数据进行归一化处理,利用交叉验证方法选择出最优的参数,利用最优参数训练支持向量机,拟合出理想的短时间内煤流量预测曲线,最后通过进一步对比拟合均方误差、相关系数等预测指标来分析煤流量预测曲线与原始数据曲线的拟合程度,得到最佳预测曲线。Matlab 仿真结果表明,该方法能够较好地预测输送带短时间内的煤流量,预测数据与真实值之间的偏差很小,均方误差为0.000 152 563,相关系数为99.784 8%。

关键词:矿用带式输送机;煤流量短时预测;带速与运量匹配;回归预测;支持向量机;因变量;自变量
中图分类号:TD528 **文献标志码:**A

Research on short-term prediction method of coal flow on conveyor belt

FENG Mei, QIAO Tiezhu

(Key Laboratory of Advanced Transducers and Intelligent Control System, Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract:Forecasting the trend of coal flow in a short-term is the precondition to realize matching of belt speed and traffic volume. However, the existing short-term prediction methods of coal flow on conveyor belt have the problems of insufficient real-time performance and low precision. For the problems, a short-term prediction method of coal flow on conveyor belt based on support vector machine was proposed. Firstly, the method uses support vector machine algorithm to select the real-time coal flow as dependent variable and statistical data time as independent variable, and then normalizes actual collected coal flow data, uses cross-validation method to select the best parameters. It also uses the best parameters to train the support vector machine to fit ideal short-term prediction curves of coal flow. Finally, the method analyzes fitting degree of the coal flow prediction curves and the original data curves by further comparing the prediction parameters such as mean square error and correlation coefficient to obtain the best prediction curve. The Matlab simulation results show that the method can predict coal flow on conveyor belt in a short time, and the deviation between the predicted data and the true value is small, the mean square error is 0.000 152 563, and the correlation coefficient is 99.784 8%.

Key words:mine-used belt conveyor; short-term prediction of coal flow; matching of belt speed and traffic volume; regression prediction; support vector machine; dependent variable; independent variable

收稿日期:2018-10-30;**修回日期:**2019-01-25;**责任编辑:**张强。
基金项目:山西省自然科学基金项目(201601D011059)。
作者简介:冯梅(1992—),女,山西吕梁人,硕士研究生,主要研究方向为带式输送机预测控制、节能调速控制等,E-mail:fengmeiblu@foxmail.com。
引用格式:冯梅,乔铁柱.输送带煤流量短时预测方法研究[J].工矿自动化,2019,45(4):72-76.
FENG Mei, QIAO Tiezhu. Research on short-term prediction method of coal flow on conveyor belt[J]. Industry and Mine Automation,2019,45(4):72-76.

0 引言

带式输送机作为煤矿企业主要的煤炭运输设备,在煤矿运输系统中起到了举足轻重的作用。通常来说,矿用带式输送机常以恒定带速运行,绝大多数情况都难以达到满载的状况,并且经常会出现半载甚至空载的情况,俗称“大马拉小车”,从而会导致生产不规律、资源浪费等情况发生^[1-4]。通过带速与运量相匹配来实现矿用带式输送机的节能控制,能够适当减少其所消耗的能源^[5-6]。作为矿用带式输送机节能调速的核心问题,带速与运量的匹配运行已成为一个研究重点。在节能调速过程中,因采煤量不均衡,输送带上煤流量也随之不断变化,这对于节能调速来说,是个难以避开的实际困难。对煤流量短时间内的趋势进行预测,是实现带速与运量匹配的前提条件,也能够进一步推进带式输送机的节能调速研究。

传统的煤流量预测方法包括时间序列法、趋势预测法及 ARIMA 模型法^[7-9]等,这些方法适合处理较为平稳的数据,而且完全依赖于纯数学理论来建立模型,无法满足实际生产中的高精度需求。矿用带式输送机的输送过程对于数据的实时处理要求极高,同时煤流量的数据波动较大,需要将其分为不同的时间段,获取有限的样本来进行短时预测分析。支持向量机(Support Vector Machines, SVM)是一种基于统计学的极为有效的机器学习方法^[10],其优势是在统计样本量较少的情况下,亦能获得良好的统计规律,泛化能力强,容易训练。为此,本文提出了一种基于支持向量机的输送带煤流量短时预测方法,通过利用支持向量机算法,在实际统计输送带实时煤流量的基础之上,通过利用 Matlab 软件中的相应函数调节适当的参数来实现短时间内煤流量趋势的预测。

1 基于支持向量机的输送带煤流量短时预测方法

1.1 支持向量机算法

支持向量机通过非线性映射将输入向量映射到一个高维特征空间,然后在该特征空间构建一个最优超平面来逼近目标函数,引入核函数方法来避免显式的非线性映射,克服高维特征空间带来的计算困难,其中核函数参数 G 的选择决定了核函数的作用范围。支持向量机在处理样本数量较少、非线性等问题上有很多独特的优势,它既有扎实的理论基础,所应用的模型也较为简单,同时能够解决一些复杂的实际问题。支持向量机算法已经在不同的领域得到了应用与推广,如时间序列预测、模式识别、

数据分类等^[11]。

假设某一随机样本集合为 $(y_1, x_1), (y_2, x_2), \dots, (y_n, x_n), y \in \mathbf{R}$,则回归函数线性方程式为

$$f(x) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \tag{1}$$

式中: $\mathbf{w}$ 为 n 维向量; $\mathbf{x}$ 为样本的向量表示; b 为几何间隔,是常量。

通过函数的最小值找到最佳的回归函数为

$$y = \text{Min} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \tag{2}$$

式中: C 为惩罚参数,是常量; N 为样本个数; i 为某个样本数据; ξ 为松弛变量上限; ξ^* 为松弛变量下限。

1.2 预测方法设计

利用支持向量机预测方法^[12]对矿用输送带的煤流量进行短时间内的趋势预测,其具体的流程如图 1 所示。首先要根据具体的应用环境,同时结合算法本身来选定合适的因变量与自变量,然后对实际采集到的数据进行归一化处理,接着对式(2)中的惩罚参数 C 和核函数参数 G 进行一次次试验。根据粗略化到精细化过程来选定 2 个参数的最优值,然后利用最优参数训练支持向量机,拟合出理想的短时间内煤流量预测曲线,通过进一步对比拟合预测指标(均方误差 MSE、相关系数 R)来分析煤流量预测曲线与原始数据曲线的拟合程度^[13]。

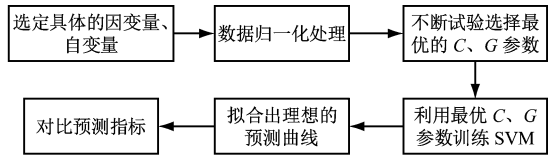


图 1 基于支持向量机的输送带煤流量短时预测方法流程
Fig. 1 Flow of short-term prediction method of coal flow on conveyor based on SVM

支持向量机作为回归预测的核心,它的作用在于调节相应的参数,主要参数包括惩罚参数 C 和核函数参数 G ,只有这样才能得到比较理想的预测准确率。利用交叉验证(K-fold Cross-Validation, K-CV)方法选择最优参数 C 和 G 。首先选取一定取值范围内的 C 和 G 参数,通过 K-CV 方法将选定的参数 C, G 分为 K 组,一般为均分,得到 K 个模型,用这 K 个模型的预测准确率作为 K-CV 的性能指标。然后得到不同组 C, G 的预测分类准确率,最终将验证分类预测准确率最高的一组 C, G 参数作为最优参数。最后,利用选定的最优参数训练 SVM,得到理想的预测曲线。

1.3 数据预处理

矿用带式输送机属于串联级输送带,若忽略输送带传送过程中不必要的损耗,则途径每一级串联

输送带上的煤流量数目大致是相同的^[14]。因此,通过统计第 1 级输送带上煤流量的实时数据,作为实验预处理的原始数据,用来预测第 2 级、第 3 级等后续串联级输送带在短时间内的煤流量趋势,并在此基础上进一步实现带式输送机的节能调速,即运量与带速的匹配。

对采集到的原始数据进行归一化处理,将数据规整到[0,2]范围内。归一化的映射为

$$f : x \rightarrow y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{3}$$

式中: x 为自变量; y 为因变量; $x_{\min}$ 为自变量中的最小值; $x_{\max}$ 为自变量中的最大值。

2 Matlab 仿真分析

在 Matlab 软件中使用 libsvm 工具箱载入某煤矿一段时间内采集到的串联级输送带第 1 级输送带上煤流量的原始实时数据,绘制出相应的煤流量趋势曲线,如图 2 所示。选择实时的煤流量作为因变量,统计数据时间作为自变量,然后利用 mapminmax 函数来实现因变量与自变量数据的归一化处理,处理之后的结果如图 3 所示,将原始数据归一化到[0,2]范围内,方便后续对数据的训练与测试。

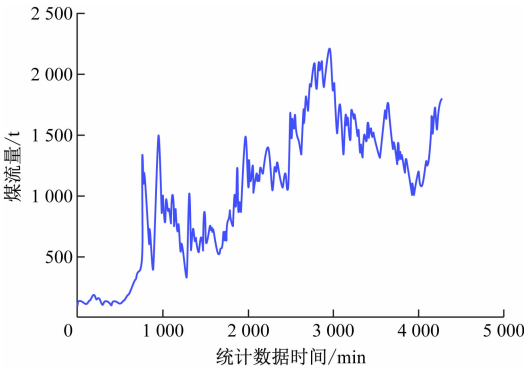


图 2 原始煤流量曲线
Fig. 2 Original coal flow curve

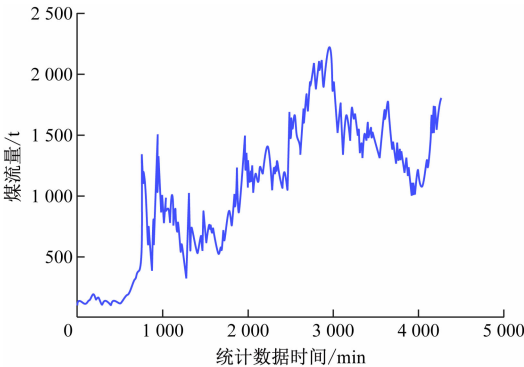


图 3 原始煤流量曲线归一化后的结果
Fig. 3 Normalization results of original coal flow curve

利用支持向量机预测方法中参数优化函数 SVMcgForRegress. m 对惩罚参数 C 和核函数参数 G 进行不断的训练与选择^[15],先进行粗略化的寻找,然后在粗略寻找的结果中利用 K-CV 方法来进行更进一步的精细化选择,直到选定最优的 C 和 G 参数^[16]。参数粗略、精细选择结果如图 4 和图 5 所示,其中包括粗略及精细选择的等高线图与 3D 视图。

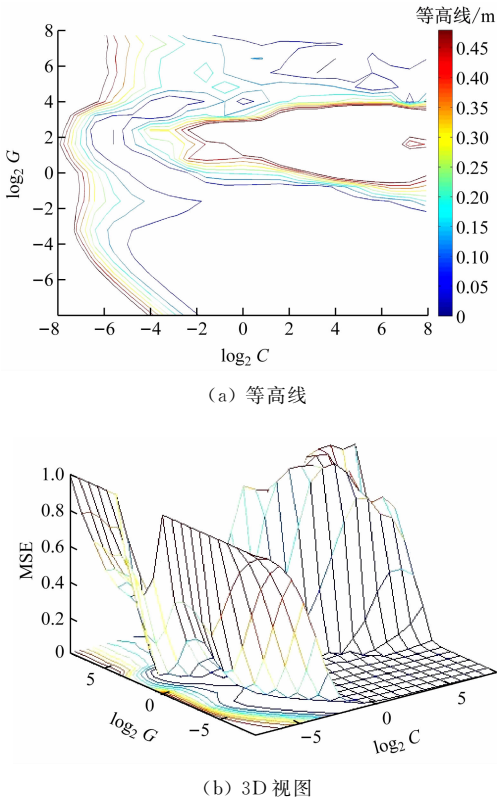
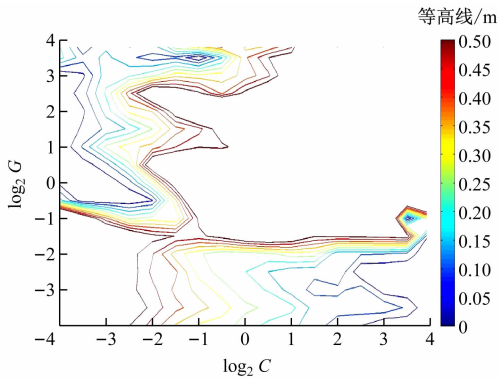


图 4 C、G 参数粗略选择结果
Fig. 4 Rough selection results of C, G parameters

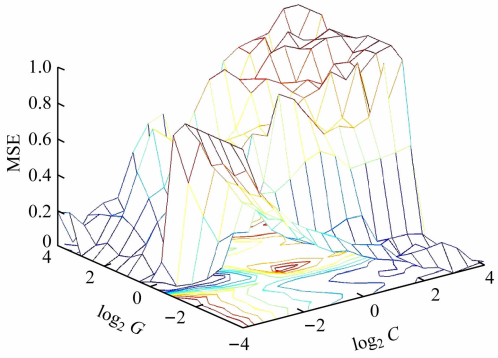
经过对原始实时数据进行不断的训练与测试,选定了最优的 C 和 G 参数,同时通过均方误差 MSE 来更有效地验证参数 C 、 G ,说明预测模型拟合原始数据的精确度^[17],具体的参数最优选择结果见表 1。参数 C 和 G 在一定范围内取值,将数据训练分类准确率最高的那组 C 和 G 参数对应的数值作为最优参数。与此相对应的基于支持向量机的煤流量预测曲线如图 6 所示。从图 6 可直观地看出,原始煤流量曲线与预测煤流量曲线两者之间的拟合程度良好。

表 1 最优参数选择结果
Table 1 Selection results of best parameters

选择方法	惩罚参数 C	核函数参数 G	均方误差 MSE
粗略选择	0.020 617	5.278 0	0.001 715 8
精细选择	0.062 500	1.414 2	0.001 838 5



(a) 等高线



(b) 3D 视图

图 5 C、G 参数精细选择结果

Fig. 5 Fine selection results of C, G parameters

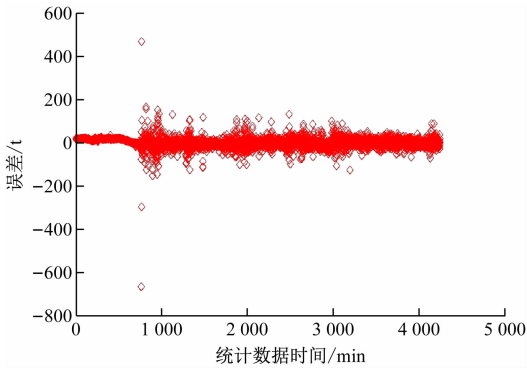


图 7 原始数据与预测数据之间的误差

Fig. 7 Error between original data and predicted data

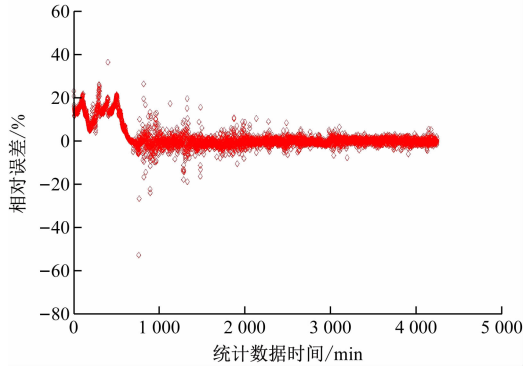


图 8 原始数据与预测数据之间相对误差

Fig. 8 Relative error between original data and predicted data

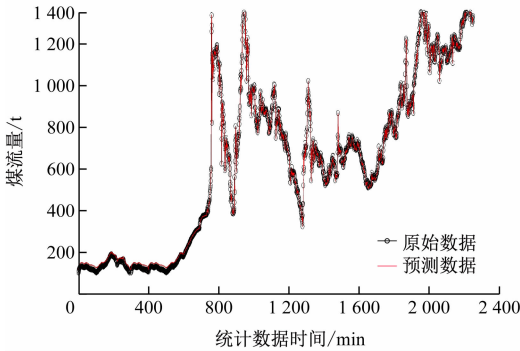


图 6 煤流量预测结果

Fig. 6 Prediction results of coal flow

原始数据曲线与利用支持向量机预测的煤流量趋势之间的误差与相对误差如图 7、图 8 所示。从图 7、图 8 可看出,误差的波动范围为 $\pm 3\%$,在 600 min 后,煤流量趋势较为平稳的时间段内相对误差的波动范围为 $\pm 5\%$ 左右,在 0~600 min 之间,数据误差量相对较大,需要后续进行进一步的优化。在工程应用上,通常数值模拟结果和实验结果之间的误差在 $\pm 20\%$ 以内认为是可以接受的,所以两者的数据误差基本都集中于可接受的范围内。这也表明,将支持向量机预测方法应用到具体的矿用输送带短时间内煤流量预测是可行的。

3 结论

- (1) 基于支持向量机的输送带煤流量短时预测方法利用支持向量机预测算法,在统计矿用输送带实时煤流量的基础之上,通过 Matlab 软件中的 mapminmax 函数来实现数据的归一化处理,调节适当的参数,以实现短时间内煤流量趋势的预测。
- (2) 仿真结果表明,利用该预测方法的原始数据与预测数据之间的拟合程度良好,均方误差为 0.000 152 563,说明预测数据与真实值之间的偏差很小;相关系数为 99.784 8%,进一步表明,原始曲线与预测曲线之间呈高度的正相关关系。
- (3) 下一步将通过进一步的细分,如通过分析煤流量变化趋势,详细划分原始数据曲线中不同的曲率问题,融合不同的算法,实现更加精确的煤流量预测。

参考文献 (References):

[1] 杨昆. 基于功率平衡的多电机驱动带式输送机的节能策略研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2016.

[2] 程军,李愈清,陆文涛. 基于变频调速的煤矿带式输送机节能控制方法[J]. 电气传动,2013,43(11):61-64.

CHENG Jun,LI Yuqing,LU Wentao. Energy-saving control method based on frequency control of coal mine belt conveyor[J]. Electric Drive,2013,43(11): 61-64.

[3] 孙伟,王慧,杨海群. 带式输送机变频调速节能控制系统研究[J]. 工矿自动化,2013,39(4):98-101.

SUN Wei,WANG Hui,YANG Haiqun. Research of energy-saving control system with frequency-conversion speed-regulation for belt conveyor [J]. Industry and Mine Automation,2013,39(4):98-101.

[4] 蒋涛,李振华,杨慧,等. 基于模糊控制的井下带式输送机控制设计研究[J]. 煤矿机械,2015,36(3): 221-223.

JIANG Tao,LI Zhenhua,YANG Hui,et al. Design and research on control of underground belt conveyor based on fuzzy control[J]. Coal Mine Machinery, 2015,36(3):221-223.

[5] 任中全,王森. 带式输送机节能调速控制系统设计 [J]. 煤炭技术,2016,35(5):245-246.

REN Zhongquan,WANG Miao. Design of energy saving control system for belt conveyor [J]. Coal Technology,2016,35(5):245-246.

[6] 刘明. 煤矿带式输送机节能方法研究[J]. 煤炭与化工,2015,38(5):23-25.

LIU Ming. Study on mine belt conveyor energy saving method[J]. Coal and Chemical Industry,2015, 38(5):23-25.

[7] 岳莉莉. 基于时间序列分析的风速短期预测方法研究 [D]. 北京:华北电力大学(北京),2012:1-42.

[8] 李东东,覃子珊,林顺富,等. 基于混沌时间序列法的微网短期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015,27(5):14-18.

LI Dongdong,QIN Zishan,LIN Shunfu,et al. Short-term load forecasting for microgrid based on method of chaotic time series[J]. Proceedings of the CSU- EPSA,2015,27(5):14-18.

[9] 孙亚星. 我国货币供应量因素分解模型与 ARIMA 模型预测[D]. 长沙:中南大学,2009:1-52.

[10] 温凯瑞. 带式输送机节能调速控制系统关键技术研究[D]. 北京:中国地质大学(北京),2018:1-73.

[11] 李永娜. 基于支持向量机的回归预测综述[J]. 信息通信,2014(11):32-33.

LI Yongna. A survey of regression prediction based on support vector machines [J]. Information & Communications,2014(11):32-33.

[12] 杨飞. 基于 SVM 的煤炭销售分析预测系统的研究 [D]. 太原:太原科技大学,2011:1-66

[13] 刘炳文,王铁,刘磊. 基于 SVM 模型的煤炭运输自卸车维修成本回归分析[J]. 矿山机械,2014,42(10): 39-43.

LIU Bingwen, WANG Tie, LIU Lei. Regression analysis on maintenance cost of dump truck for coal transportation based on SVM model[J]. Mining & Processing Equipment,2014,42(10):39-43.

[14] 李大锋,赵帅,吴峰. 基于 ICA-SVM 的煤与瓦斯突出预测研究[J]. 工矿自动化,2009,35(10):36-38.

LI Dafeng,ZHAO Shuai, WU Feng. Research on prediction of coal and gas outburst based on ICA-SVM [J]. Industry and Mine Automation, 2009, 35(10):36-38.

[15] 朱莉. 基于 SVM 的煤与瓦斯突出预测模型研究[D]. 西安:西安科技大学,2009:1-64.

[16] 刘叶玲. 基于 SVM 的煤岩破裂与失稳预测模型[J]. 煤田地质与勘探,2007,35(3):62-65.

LIU Yeling. Forecast model based on SVM during coal crack and destabilization [J]. Coal Geology & Exploration,2007,35(3):62-65.

[17] 王丽. 时间序列的函数型变系数自回归预测方法研究 [D]. 太原:山西大学,2016:1-54.