

# 基于 LSTM-SVR 组合模型的山西动力煤价格预测<sup>\*</sup>

樊园杰<sup>1</sup>, 睢祎平<sup>2</sup>, 张磊<sup>2</sup>, 郝尚凯<sup>2</sup>, 王斌<sup>2</sup>

(1.山西大同大学 商学院, 山西 大同市 037009;

2.山西大同大学 煤炭工程学院, 山西 大同市 037003)

**摘要:**煤炭是重要的基础能源,特别是动力煤在我国占有极高的战略地位,但煤炭价格的预测却十分困难。引入循环神经网络(RNN)对动力煤价格进行预测,在此基础上针对动力煤价随时间变化起伏大的特点,通过优化 RNN 模型,建立了长短期记忆模型(LSTM),引入支持向量回归机模型(SVR),通过串联的方式形成 LSTM-SVR 组合模型,以减少单一模型进行预测的风险,提高预测结果的精度。同时采用滑动平均法,以提高特征数据与动力煤价格的相关性。结果表明,经 LSTM-SVR 组合模型预测的 2023 年上半年山西动力煤价发展趋势与实际煤价有着较高的线性拟合性,预测准确率达到 95.69%。该模型预测 2024 年山西动力煤价格将逐渐降低,从最高约 1200 元/t 降低至 700 元/t。研究成果对煤炭企业调整经营战略、优化内部资本结构、维持整个行业长期稳定发展具有重要意义。

**关键词:**动力煤;价格预测;循环神经网络;长短期记忆模型;LSTM-SVR 组合模型

**中图分类号:**TD849;TD183 **文献标识码:**A

**文章编号:**1005-2763(2024)04-0252-07

## 0 引言

煤炭价格预测难度巨大,其主要受控求关系、宏观经济、生产及运输成本、国家政策、突发事件等众多因素影响,且各种因素在不同时期对煤炭价格的影响不同<sup>[1-4]</sup>。针对煤炭价格的预测,目前国内很多机构都做出了尝试与研究,但大多预测效果不佳,甚至部分价格指数发布网站对煤炭价格指数的预测也并不准确<sup>[5-6]</sup>。而传统的煤炭价格预测主要依赖煤炭相关采购人员的工作经验,结合收集到的相关资料进行人工预测,其预测结果的准确性较为一般。

近年来,由于人工智能算法兴起,部分学者开始将智能算法运用于煤炭价格预测中,并在一定时期

内起到较好的结果<sup>[7-9]</sup>。例如:将遗传算法加入构建的煤炭价格预测模型当中,可以提高对煤炭价格预测的准确性<sup>[10]</sup>。利用 GRNN 模型在考虑供给关系、生产成本、国际原油及煤炭价格的基础上,对煤炭价格进行预测,其预测精度可达到 85.5%<sup>[11]</sup>。构建 BP 神经网络模型对煤炭价格指数进行线性预测,并提出相关的煤价战略调整政策建议,利于煤炭企业或政府机构对煤炭价格作出宏观调控<sup>[12]</sup>。构建灰度预测模型,将其应用到煤炭价格的预测当中,对未来半年乃至一年的煤炭价格进行相对精准的预测分析,结果显示该模型具有较高的预测准确性,能够较好把握煤炭价格的长期发展趋势,具有很高的实用价值<sup>[13]</sup>。动力煤主要作为动力原料,被用于发电、建材、冶金等行业,其中火力发电在我国的生产生活中占据着极其重要的战略地位。动力煤价格根据种类、发热量以及报价的不同而变化,主要由坑口价、车板价、场地价等十余种不同价格类型组成<sup>[14-15]</sup>。

本文通过建立量化的煤价预测模型,创新性地运用 LSTM-SVM 组合模型进行煤价预测,该模型考虑了多种因素对煤炭价格的影响,以定量分析的方法对动力煤价格进行预测,提高动力煤价格预测的准确性,从而对动力煤价格未来发展走势作出科学性的预测。研究成果对煤炭企业调整经营战略、优化内部资本结构、维持整个行业长期稳定发展具有重要意义。

## 1 动力煤价格的形成机制与影响因素

研究表明影响煤炭价格的因素很多,从其形成机制上看一般分为煤炭成本、供需关系、替代能源价格、国家调控政策 4 类。对于煤炭成本这一影响因

<sup>\*</sup> 收稿日期:2023-06-25

基金项目:2022 年度山西省哲学社会科学规划专项课题(2022YD124, 2022YD140);山西省大同大学 2022 年度云冈学专项项目(2022YGZX026)。

作者简介:樊园杰(1983—),女,山西大同人,硕士研究生,讲师,主要研究方向为经济学,E-mail:fanyuanjie18@163.com。

素,吕欣泽<sup>[16]</sup>综述了煤炭的开采、洗涤、运输等因素对煤价的影响结果,提出合理计算煤炭各项成本是煤炭定价的基础。对于供求关系这一影响因素,冯昱楦等<sup>[17]</sup>提出一种基于供求关系的煤炭价格波动模型。对于替代能源价格这一影响因素,张克非<sup>[18]</sup>研究验证了煤炭价格与原油、天然气价格之间由于存在替代作用,煤价与替代能源市场存在高度相关性;对于国家政策调控这一影响因素。陈琳韬<sup>[19]</sup>提出煤炭价格受通货膨胀影响,而不是导致通货膨胀的原因,因此煤价需要国家宏观政策的调控。

### 1.1 动力煤价格形成机制

煤炭价格的形成过程较为复杂,主要受市场因素、经济因素、政府干预等方面共同作用,以此演变出两种动力煤的主要定价机制,供求关系决定煤价与政府干预决定煤价。

动力煤价格的定制在我国历史上经历了复杂的发展过程,主要可以划分为 4 个不同阶段。政府管制阶段(20 世纪 80 年代以前):该阶段中国处在计划经济时期,煤炭的购买及销售由政府统一管控,煤价完全依据当时国内的经济情况定制,其中动力煤价格较低,始终在煤炭真实市场价值之下。市场及政府联合定价阶段(1985—2002 年):相比上一阶段,这一时期国家放宽了对煤炭价格的管控,开始由政府和市场联合决定,但由于这一时期电力价格依然在政府的管控下,所以动力煤价格定制依然不够合理。市场化定价阶段(2003—2016 年):该阶段政府不再参与对动力煤的定价,动力煤价格第一次实现了市场化,2015 年,煤炭与发电企业开始自行协商定价,并签订长协合同。新双轨定价阶段(2017 年至今):2017 年起国家下发了监管意见以确保企业间更好地履行长协合同。基于国家发展和改革委员会的要求,长协价格与市场价格并行的定价制度开始实行。煤炭企业将长协价格分为年度与月度两种,分别进行定价,方法均为在基准价之上进行市场价格浮动调节。

### 1.2 动力煤价格影响因素

结合动力煤价格定价机制的变化,动力煤价格受多种因素共同影响。其中,动力煤的生产成本对其价格起主导作用,同时国家会根据国情对煤价进行干预与调整。而在市场经济体制下,如果没有政府强制干预,决定动力煤价格的主要因素是供需关系。此外,煤炭运输费用在动力煤价格中占有一定的比重,例如,向电力负荷大的地方进行远距离输送动力煤。国际原油价格和国际煤炭价格也会对国内

煤炭价格产生不同程度的影响,也是近年来煤价不断走高的重要原因。例如,2021 年国际原油价格不断飙升,作为替代品的煤炭价格应声而起。因此,煤炭价格预测需要考虑多重因素。本文以山西动力煤 2012 年至 2023 年上半年的煤价为研究对象,采用不同的网络模型对不同时间尺度的煤价进行预测并加以分析。

## 2 动力煤价格预测模型

### 2.1 循环神经网络模型

随着人工智能的高速发展,深度学习理论越来越多地被应用于煤炭价格的预测当中,当前特别是循环神经网络(RNN)在煤炭价格预测这一领域取得了较好的成果。RNN 是一种可以处理时间序列的神经网络,其当前状态受所有前序状态影响,并且与前序状态一起影响后续状态,保障了输入序列前后的关联性,因此 RNN 对煤炭价格预测具有较高的准确性,将其应用在动力煤价格预测上具有一定的可行性。在 RNN 模型中, $\mathbf{X}$  为输入向量,表示模型中输入层的值; $\mathbf{S}$  为单个向量,表示模型中隐藏层的值,实际上隐藏层包含多个节点,可以通过模型的时间线展开图中看出; $\mathbf{O}$  为输出向量,表示输出层的值。 $t$  时刻  $\mathbf{S}$  的值为  $\mathbf{S}_t$ ,它不仅决定输出  $\mathbf{X}_t$  的值,同时还受到  $t-1$  时刻  $\mathbf{S}_{t-1}$  这一隐藏层值的影响; $\mathbf{W}$  为权重矩阵; $\mathbf{U}$  为  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{S}$  之间的权重矩阵; $\mathbf{V}$  为  $\mathbf{S}$  与  $\mathbf{O}$  之间的权重矩阵;输入层与隐藏层将  $\mathbf{S}_{t-1}$  作为  $t-1$  时刻输入的权重。该模型中各类变量公式化表示如下,其中, $g(x)$  和  $f(x)$  为非线性函数; $\mathbf{U}$  与  $\mathbf{V}$  为映射关系。 $t$  时刻输出层的输出值及单个向量的计算方法见式(1)和式(2),RNN 模型结构如图 1 所示。

$$\mathbf{O}_t = g(\mathbf{V} \cdot \mathbf{S}_t) \quad (1)$$

$$\mathbf{S}_t = f(\mathbf{U} \cdot \mathbf{X}_t + \mathbf{W} \cdot \mathbf{S}_{t-1}) \quad (2)$$

### 2.2 长短期记忆模型

试验中发现 RNN 模型在动力煤价格预测上存在一定缺陷,故在该模型基础上进行优化改造得到长短期记忆模型(LSTM)。

在利用 RNN 模型对动力煤价格进行预测时发现,虽然 RNN 模型使不同时间点的煤炭价格输入之间产生了联系,使预测网络具备记忆功能,但该预测模型仍然存在着一一定的缺陷。在对 RNN 煤价预测模型输入样本进行训练的过程中,利用随机梯度下降算法更新有时会出现以下两种现象,一种是由于权重参数过小导致梯度消失;另一种是由于权重

参数过大导致梯度爆炸。为克服 RNN 模型在煤价预测上的这一缺陷, RNN 模型的特别变体 LSTM 模型被应用到动力煤价格预测当中。LSTM 模型是对 RNN 模型结构和原理进行优化后的模型, 其

结构更为复杂, 需要调整的参数数量更多, LSTM 模型结构如图 2 所示。其中, 该模型  $t$  时刻的输入为  $h_t$ , 其  $t$  时刻的结构信息为  $C_t$ , 同时该模型还接受上一时刻的信息  $h_{t-1}$  与  $C_{t-1}$ 。

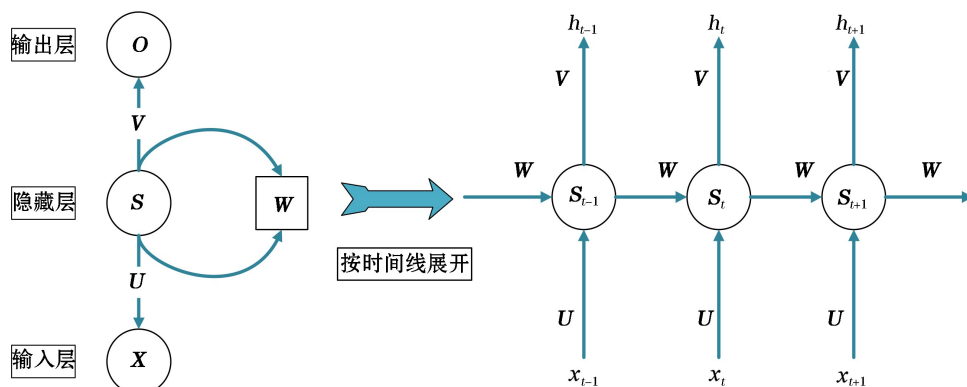


图 1 RNN 模型结构

Fig.1 RNN model structure

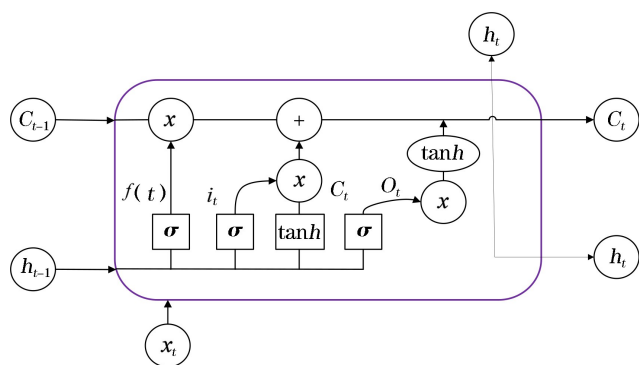


图 2 LSTM 模型结构

Fig.2 LSTM model structure

LSTM 模型由三大门限单元构成, 分别是遗忘门、输入门和输出门。

遗忘门  $f(t)$ : 长短期记忆模型从左到右按照时间顺序处理数据, 并在遗忘门处设置开关控制函数, 该函数的作用为决定信息需要保留还是舍弃, 其表达式见式(3)。

$$f(t) = \sigma(\mathbf{W}_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{W}_f$  为遗忘门权重;  $b_f$  为偏置量;  $x_t$  为事件信息;  $\sigma$  为 Sigmoid 函数。

输入门  $i_t$ : 信息经过遗忘门选择输入到输入门, 输入门的任务是决定哪些信息需要更新, 以及如何更新, 其计算公式见式(4)至式(6)。

$$i_t = \sigma(\mathbf{W}_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (4)$$

$$C_t = \sigma(\mathbf{W}_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (5)$$

$$C_t = i_t \times \tilde{C}_t + f(t) \times C_{t-1} \quad (6)$$

式中,  $\mathbf{W}_i$  和  $\mathbf{W}_c$  分别为对应的权重;  $i$  为输入神经元个数;  $b_i$ 、 $b_c$  分别为对应权重的偏置;  $\tilde{C}_t$  为记忆状态

的结构信息  $C_t$ 。

输出门  $O_t$ : 信息经过遗忘门和输入门筛选后, 最后经过输出门输出, 输出门设置有控制开关, 用于决定哪些信息需要输出, 其计算公式见式(7)和式(8)。

$$O_t = \sigma(\mathbf{W}_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (7)$$

$$h_t = O_t \times \tanh_{t-1}(C_t) \quad (8)$$

式中,  $\mathbf{W}_o$  和  $b_o$  为对应的权重和偏置。

### 2.3 支持向量回归机模型

为提高模型对煤价预测的适用性, 可以选取多个模型, 通过模型组合的方式对煤价进行预测, 这样可以最大程度上提高模型对煤价预测的准确度。支持向量回归机模型(SVR)是非线性的回归预测算法, 其将输入向量映射到高维特征空间, 求得达到最佳拟合效果的最优决策函数模型。该算法的最大优点在于对样本数量的依赖性较低, 可以通过少量的样本数对模型进行训练, 进而用于煤价预测。

设  $\{x_i, y_i\}$  为样本的特征向量, 其中  $x_i, y_i$  分别为第  $i$  个横向特征值和第  $j$  个纵向特征值, 则支持向量回归机函数见式(9)。

$$f(x) = w_T g(x) + b g(x) \quad (9)$$

式中,  $g(x)$  是将样本映射到高维空间的非线性函数;  $w_T$  为自变量函数系数;  $b$  为偏置量。

通过使用式(10)最小化求得  $w_T$  和  $b$ 。

$$D(f) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{p}{n} \sum_{j=1}^n R_\xi[y_j, f(x_j)] \quad (10)$$

式中,  $D(f)$  为考虑最少分析和最大分类间隔的广义最优分类面函数;  $\|w\|$  为模型的复杂度;  $p$  为惩

罚因子; $R_{\xi}$  为  $\xi$  不敏感损失函数; $n$  为向量的组数。

综上,推出 SVR 函数模型,见式(11)。

$$f(x)=\sum_{j=1}^n(a_i-a_i^*)K(x_i,x_j)+b \tag{11}$$

式中, $K(x_i,x_j)$  为核函数; $a_i$  为隔离带上边缘之上第  $i$  个拉格朗日系数; $a_i^*$  为隔离带上边缘之下第  $i$  个拉格朗日系数。

3 组合模式原理及动力煤价格预测结果

3.1 LSTM-SVR 组合模型原理

LSTM 模型与 SVR 模型都是做时间序列预测的模型,为提高模型做时间序列预测的准确度,将 LSTM 模型与 SVR 模型组合使用。针对同一问题,采用多种预测方法对同一问题进行多次预测,将不同模型进行组合的目的在于利用各种预测方法的优点提供尽可能多的有效信息,提高预测准确度,减少选择单一模型进行预测带来的风险。本文使用串联法将两个模型进行组合,即先用 LSTM 模型对时间序列进行线性建模,再使用 SVR 模型对非线性部分建模,进而得到预测结果。在预测结果的可信度方面,组合预测明显比单一模型具有优势。LSTM-SVM 组合模型对动力煤价格进行准确预测的原理如图 3 所示。

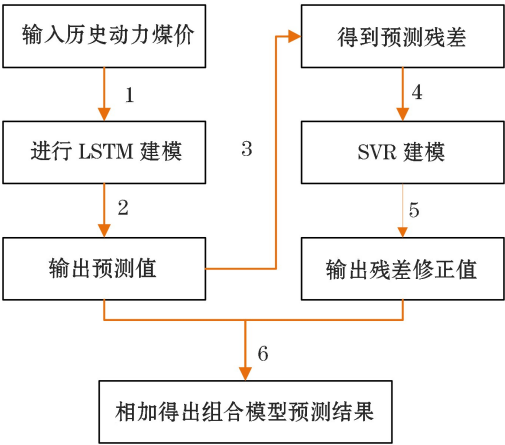


图 3 LSTM-SVR 组合模型原理

Fig.3 Principle of LSTM-SVR combined model

3.2 数据的选取及处理

大同矿区动力煤价格数据采集主要通过专家调研的方式获得,其目的是提高煤价数据选取范围的聚焦性,但并非采集到的数据全部适合进行煤价预测,要设定一定的条件对选取数据进行筛选。一是保证选取数据的准确性,因为数据范围较广,统计难度大,容易存在不真实数据,要将准确的数据运用到模型训练当中;二是保证煤价数据选取具有及时性,

采集日粒度数据,日粒度数据更新及时,在模型训练时能较大程度地提高其预测精准度;三是选取整年的煤价预测,数据越完整,分析效果越好,对于完成性低于 90% 的数据组,可以通过插值方式填充。

LSTM-SVR 模型对动力煤价格预测精度的训练过程中,将 2012—2022 年大同矿区的动力煤价格作为训练样本,对 LSTM-SVR 模型的预测准确度进行训练。训练过程中提取动力煤价格的相关特征,但原始数据中存在的噪声信息会影响到相关特征的提取,例如,天气因素导致运输成本提高进而导致动力煤售价提高。为了消除相关诸如此类噪声信息的影响,需要采用滑动平均法保留数据长期稳定的特征,其中  $g_t$  为观测值, $a_t$  为真实值, $\xi_t$  为噪声,三者关系见式(12)。

$$g_t=a_t+\xi_t \tag{12}$$

为了降低噪声的影响,把相邻时刻的真实值相加后平均,见式(13),该方法可以提高特征数据与煤炭价格的相关性。

$$\bar{a}_t=\frac{\sum_{i=1}^{n'}(a_{t-1}+a_{t+i})+a_i}{2n'+1} \tag{13}$$

式中, $\bar{a}_t$  表示  $t$  时刻的特征数据; $n'$  为样本数量。

LSTM-SVR 模型处理动力煤价格预测问题时,经常会遇到某个时间点煤价数据缺失的问题,数据缺失会减少数据样本量以及特征数据量,这会影响模型的训练精度。通常采用数据插值的方法补全缺失数据,可以利用线性插值对缺失的煤价数据进行补充,见式(14)和式(15)。线性插值利用与插值点相邻的前后两个已知点构造一条线段,线段内线段各点的高度作为差值获得的高度。

在煤价数据相关特征提取过程中,由于原始数据本身存在不稳定性,导致数据的特征性不强,需要差分处理使数据变得平稳,加强规律性。采用协方差方式来对煤价数据进行差分,描述变量的总体误差,如果总体变化趋势一致,则协方差为正值,说明变量成正相关关系,反之说明变量成负相关关系。协方差计算方法见式(16)。

$$y=y_i+\frac{x-x_i}{x_{i+1}-x_i}\cdot(y_{i+1}-y_i)=\frac{x_{i+1}-x}{x_{i+1}-x_i}\cdot y_i+\frac{x-x_i}{x_{i+1}-x_i}\cdot y_{i+1} \tag{14}$$
$$y=\frac{(x-x_{i+1})(x-x_{i+2})}{(x_i-x_{i+1})(x_i-x_{i+2})}\cdot y_i+$$

$$\frac{(x-x_{i+1})(x-x_{i+2})}{(x_i-x_{i+1})(x_i-x_{i+2})} \cdot y_{i+1} + \frac{(x-x_i)(x-x_{i+1})}{(x_{i+2}-x_i)(x_{i+2}-x_{i+1})} \cdot y_{i+2} \quad (15)$$

$$\text{cov}(X,Y)=\frac{\sum_{i=1}^n(x_i-\bar{X})(y_i-\bar{Y})}{n-1} \quad (16)$$

式中, $x_i$  是变量  $x$  的第  $i$  个数据点; $y_i$  是变量  $y$  的第  $i$  个数据点; $\bar{X}$  和  $\bar{Y}$  分别为  $x$  和  $y$  的平均值。

3.3 LSTM-SVR 组合模型对煤价的预测

3.3.1 模型训练

选取 2012 年至 2022 年的山西动力煤价数据作为训练样本,对 LSTM-SVR 组合模型进行训练,进行试验的软件平台为 Matlab2021b,模型学习率设置为 0.1,训练次数设置为 500 次。该模型训练所采集动力煤价数据的颗粒密度为每日,但由于煤价数据在时间上跨度较长,容易出现当日价格错误或缺失等问题,需要通过数据平滑算法对动力煤价数据进行降噪,并采用线性插值及二次插值补充缺失数据,最后使用协方差矩阵提升数据稳定性,加强特征性。

LSTM-SVR 组合模型的训练结果即模型预测准确率随训练次数变化的关系曲线如图 4 所示。由图 4 可知,LSTM-SVR 组合模型对动力煤价预测的准确度在前 30 次的训练过程中实现大幅度提升,随后模型的预测准确度缓慢提升并趋于稳定,500 次训练后,该模型对煤价预测的准确率达到 97.14%,即该组合模型对训练集的预测准确率为 97.14%。

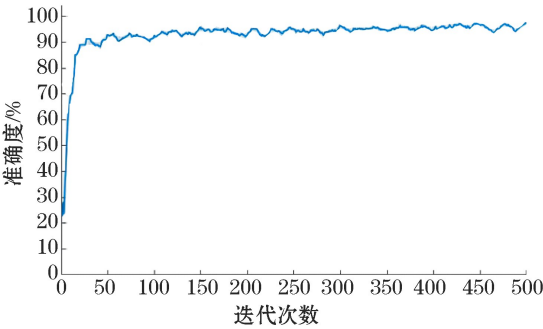


图 4 模型训练集预测准确度随训练次数变化曲线  
Fig.4 The curve of prediction accuracy of model training set with training times

3.3.2 模型预测准确率验证

选取山西 2023 年 1 月至 6 月的动力煤价数据作为该组合模型的测试集来验证模型对动力煤价预测的准确度,以每日为颗粒密度,对于该测试集,LSTM-SVR 组合模型的预测煤价与实际煤价的对

比结果如图 5 所示,其中黑线表示实际煤价走势,红线表示该组合模型预测的煤价走势(颜色标识见电子版)。由图 5 可知,2023 年上半年山西动力煤价呈先升高后不断降低的趋势,LSTM-SVR 组合模型对 2023 年上半年山西动力煤价预测结果的总体趋势与实际煤价较为接近,拟合程度较高,这验证了经过训练后的组合模型对煤价的预测结果较为准确。经计算得出,LSTM-SVR 组合模型对 2023 年上半年山西动力煤价的预测准确率为 95.69%,即该模型对测试集预测的准确率为 95.69%。

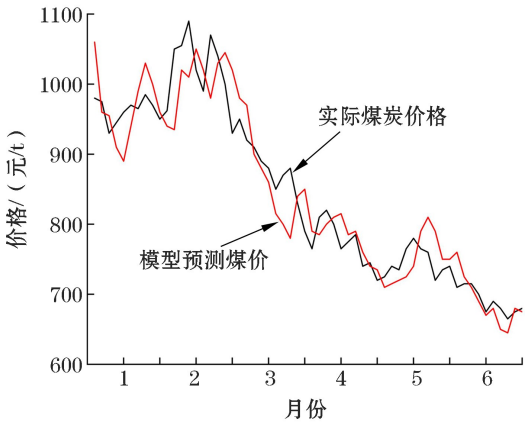


图 5 山西 2023 年上半年预测煤价与实际煤价对比结果  
Fig.5 The comparison results between the predicted coal price and the actual coal price in the first half of 2023 in Shanxi

3.3.3 对未来 2024 年的煤价预测

利用训练好且经过测试集验证的 LSTM-SVR 组合模型对山西 2024 年的动力煤价格进行预测,预测结果如图 6 所示。由图 6 可知,未来 2024 年山西动力煤价随时间推移逐渐降低,从最高约 1200 元/t 的价格降至约 700 元/t。

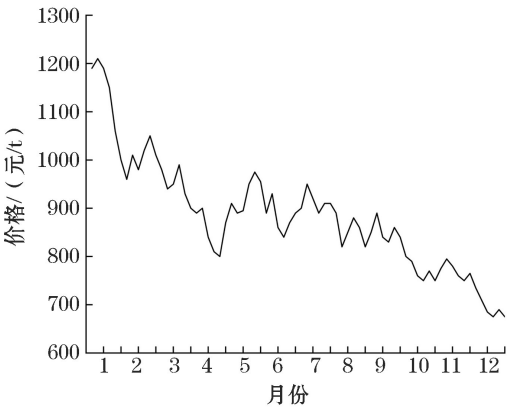


图 6 组合模型对山西 2024 年动力煤价预测结果  
Fig.6 The prediction results of Shanxi thermal coal price in 2024 by the combined model

4 结论

(1) 煤炭价格受控求关系、宏观经济、生产及运

输成本、国家政策、突发事件等众多因素共同影响,同时各种因素在不同时期对煤炭价格的影响不同。

(2) 循环神经网络模型(RNN)比较适合对动力煤价格作出预测,在此基础上,对 RNN 模型结构进行优化,构建长短期记忆模型(LSTM),以解决煤价预测中梯度消失及梯度爆炸现象,克服 RNN 模型在煤价预测上的缺陷。

(3) 支持向量回归机模型(SVR)对动力煤价同样有着较高的预测精度,将其用串联的方式与 LSTM 模型构建 LSTM-SVR 组合模型对动力煤价进行预测,避免了选取单一模型遇到的风险,提高了模型的预测精度。

(4) LSTM-SVR 模型对动力煤价格预测的过程中,采用滑动平均法保留煤价数据长期稳定的特征,减少原始信息中噪声信息对相关特征提取的影响。训练好的 LSTM-SVR 模型对山西煤价预测的准确率为 95.69%,验证了该组合模型的预测准确度。对未来 2024 年山西动力煤价格进行预测,结果表明,动力煤价随时间推移逐渐降低,从最高约 1200 元/t 的价格降低至 700 元/t。

#### 参考文献(References):

- [1] 金永超,庄晓蝶,王仁放,等.基于 ARIMA-BP 神经网络动力煤期货价格预测[J].华北理工大学学报(自然科学版),2022,44(2):92-98.  
JIN Yongchao, ZHUANG Xiaodie, WANG Renfang, et al. Futures price forecast of thermal coal based on ARIMA-BP neural network[J]. Journal of North China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 44(2): 92-98.
- [2] 冯雨,李学刚.当前动力煤市场波动结构性原因探析[J].中国煤炭工业,2022(3):78-79.  
FENG Yu, LI Xuegang. Analysis of the structural reasons for the fluctuation of the current thermal coal market[J]. China Coal Industry, 2022(3): 78-79.
- [3] 江川.2022 年煤炭市场分析 & 煤价预测[J].中国电力企业管理,2022(1):61-63.  
JIANG Chuan. Coal market analysis and coal price forecast in 2022[J]. China Power Enterprise Management, 2022(1): 61-63.
- [4] 郭嘉宁.动力煤价格中短期预测方法研究[D].北京:北京邮电大学,2021.  
GUO Jianing. Research on mid-and short-term forecast methods of thermal coal price[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [5] 廖志伟,黄杰栋,陈琳韬,等.基于特征空间重构的差分-LSSVR 短期电煤价格预测[J].电网与清洁能源,2021,37(2):1-10.  
LIAO Zhiwei, HUANG Jiedong, CHEN Lintao, et al. Difference-LSSVR short-term electricity coal price forecast based on feature space reconstruction[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(2): 1-10.
- [6] 杨洋.基于大数据的煤价预测模型研究[J].新型工业化,2020,10(10):49-51.  
YANG Yang. Research on coal price prediction model based on big data [J]. The Journal of New Industrialization, 2020, 10(10): 49-51.
- [7] 顾菊芳,曾馨.大数据预测煤价的可行性分析[J].中国电力企业管理,2019(28):81-83.  
GU Jufang, ZENG Xin. Feasibility analysis of big data prediction of coal price [J]. China Power Enterprise Management, 2019(28): 81-83.
- [8] 向超.基于 ARIMA-SVR 组合模型的动力煤价格预测与实证研究[D].北京:对外经济贸易大学,2019.  
XIANG Chao. Prediction and research of steam coal price based on ARIMA and SVR model [D]. Beijing: University of International Business and Economics, 2019.
- [9] 严鑫翔,苏志刚,丁念波.经济周期中煤炭价格波动规律研究[J].合作经济与科技,2023(5):28-30.  
YAN Xinxiang, SU Zhigang, DING Nianbo. Research on the fluctuation law of coal price in economic cycle [J]. Co-operative Economy & Technology, 2023(5): 28-30.
- [10] 袁显平,李雯.环境不确定背景下煤炭价格波动特征及影响因素分析[J].煤炭经济研究,2022,42(11):4-10.  
YUAN Xianping, LI Wen. Analysis of coal price fluctuation characteristics and influencing factors in the context of environmental uncertainty [J]. Coal Economy Research, 2022, 42(11): 4-10.
- [11] 雷升,徐启峰,林穿.基于 LSTM-SVR 的用电需求预测研究[J].电气开关,2022,60(2):13-18.  
LEI Sheng, XU Qifeng, LIN Chuan. Research on power demand forecasting based on LSTM-SVR [J]. Electric Switchgear, 2022, 60(2): 13-18.
- [12] 牛庆.基于 WT-ARIMA-LSTM-SVR 混合模型的数字货币价格短期预测研究[D].成都:西南财经大学,2022.  
NIU Qing. Research on short-term prediction of digital currency price based on WT-ARIMA-LSTM-SVR hybrid model [D]. Chengdu: Southwest University of Finance and Economics, 2022.
- [13] 王凡.基于 LSTM-SVR 混合模型的股指期货价格预测方案[D].上海:上海师范大学,2020.  
WANG Fan. Stock index futures price prediction scheme based on LSTM-SVR hybrid model [D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2020.
- [14] 刘钢枪.“双碳”政策下动力煤煤泥浮选发展趋势分析[J].煤炭加工与综合利用,2022(4):21-24.  
LIU Gangqiang. Analysis on the development trend of thermal coal slime flotation under the “carbon peaking and carbon neutrality goals” policy [J]. Coal Processing & Comprehensive Utilization, 2022(4): 21-24.
- [15] 张文辉,李全生,陈为高.“双碳”目标下动力煤生产利用低碳化模式探讨[J].能源科技,2022,20(1):6-11.  
ZHANG Wenhui, LI Quansheng, CHEN Weigao. Discussion on low carbonization mode of thermal coal production and utilization under “carbon peaking and carbon neutrality” goals[J]. Energy Science and Technology, 2022, 20(1): 6-11.

[16] 吕欣泽.煤炭企业构建全方位成本管控模型的分析[J].现代工业经济和信息化,2022,12(5):206-208.  
LYU Xinze. Analysis of building all-round cost control model for coal enterprises[J].Modern Industrial Economy and Informatization,2022,12(5):206-208.

[17] 冯昱棹,丁普英,林清清,等.基于 ARIMA 和 BP 模型组合的煤炭价格预测研究[J].煤炭经济研究,2022,42(4):30-34.  
FENG Yuzhao, DING Puying, LIN Qingqing, et al. Research on coal price forecast based on combination of ARIMA and BP models[J].Coal Economic Research,2022,42(4):30-34.

[18] 张克非.基于深度学习动力煤价格预测的选煤产品结构优化研究[D].徐州:中国矿业大学,2021.  
ZHANG Kefei. Study on the optimization of coal product structure based on steam coal price prediction using deep learning [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology,2021.

[19] 陈琳韬.基于中短期电煤价格预测的发电成本优化研究[D].广州:华南理工大学,2021.  
CHEN Lintao. Research on power generation cost optimization based on mid-and short-term electricity coal price forecast [D]. Guangzhou: South China University of Technology ,2021.

Price Prediction of Shanxi Thermal Coal Based on LSTM-SVR Combined Model

FAN Yuanjie<sup>1</sup>, SUI Yiping<sup>2</sup>, ZHANG Lei<sup>2</sup>, HAO Shangkai<sup>2</sup>, WANG Bin<sup>2</sup>

(1.Business School, Shanxi Datong University, Datong, Shanxi 037009, China;

2.School of Coal Engineering, Shanxi Datong University, Datong, Shanxi 037003, China)

**Abstract:**Coal is an important basic energy, especially thermal coal occupies a very high strategic position in China, but the prediction of coal price is very difficult. The recurrent neural network (RNN) was introduced to predict the price of thermal coal. On this basis, in view of the characteristics that the price of thermal coal fluctuates greatly with time, the long short term memory model (LSTM) was established by optimizing the RNN model, and the support vector regression machine model (SVR) was introduced. The LSTM-SVR combined model was formed by series to reduce the risk of single model prediction and improve the accuracy of prediction results. At the same time, the moving average method was used to improve the correlation between the characteristic data and the price of thermal coal. The results show that the development trend of Shanxi thermal coal price in the first half of 2023 predicted by the LSTM-SVR combined model has a high linear fitting with the actual coal price, and the prediction accuracy rate reaches 95.69%. The model predicts that the price of thermal coal in Shanxi will gradually decrease in 2024, from a maximum of about 1200 yuan/t to 700 yuan/t. The research results are of great significance for coal enterprises to adjust their business strategies, optimize their internal capital structure and maintain the long-term stable development of the whole industry.

**Key words:** Thermal coal, Price prediction, Recurrent neural network, Long short term memory model, LSTM-SVR combined mode