

文章编号: 1671-251X(2024)11-0084-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024070106

融合传感器数据和人工调控信息的 工作面直线度智能预测

孙岩¹, 付翔^{1,2,3}, 王然风¹, 贾一帆¹, 张智星¹

(1. 太原理工大学 矿业工程学院, 山西 太原 030024; 2. 山西焦煤集团有限责任公司 博士后工作站, 山西 太原 030024; 3. 太原理工大学 智能采矿装备技术全国重点实验室, 山西 太原 030024)

摘要: 目前综采工作面直线度调控采用基于工作面推移行程等传感器数据和人工观测调控相结合的方式, 但存在传感器数据和人工调控信息得不到有效利用的问题。针对上述问题, 提出了融合传感器数据和人工调控信息的工作面直线度智能预测方法。对支架推移油缸行程、支架立柱压力、采煤机位置等进行数据清洗, 并按照正常推溜调控距离和调整推溜调控距离进行分类, 构建由工作面正常推溜调控距离矩阵和累计推溜调控距离矩阵组成的工作面直线度分析矩阵; 通过特征工程对工作面直线度分析矩阵进行特征提取, 生成特征矩阵作为样本, 将人工调控距离对应的工况类型作为样本标签; 采用机器学习分类算法建立工作面直线度预测模型。实验结果表明, 采用随机森林算法搭建的工作面直线度预测模型准确率最高, 为 91.41%。将该模型应用于高河煤矿 2312 工作面, 结果表明, 在运行 30 d、115 次割煤循环的工作面直线度预测过程中, 该模型预测准确率达 81.4%。

关键词: 工作面直线度; 推移行程; 传感器数据; 人工调控信息; 工作面直线度分析矩阵

中图分类号: TD355

文献标志码: A

Intelligent prediction for face straightness based on sensor data and human operation information

SUN Yan¹, FU Xiang^{1,2,3}, WANG Ranfeng¹, JIA Yifan¹, ZHANG Zhixing¹

(1. College of Mining Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Post-doctoral Workstation, Shanxi Coking Coal Group Co., Ltd., Taiyuan 030024, China; 3. State Key Laboratory of Intelligent Mining Equipment Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Currently, the control of face straightness in fully mechanized mining faces combines sensor data such as advancing stroke with manual observations. However, an issue has been identified where sensor data and human operation information are not effectively utilized. To address this problem, an intelligent prediction method for face straightness that integrates sensor data and human operation information was proposed. The support advancing cylinder stroke data, support column pressure data and shearer position data were cleaned, and classified according to the normal advancing stroke control distance and the adjusted advancing stroke control distance. A face straightness analysis matrix was constructed, consisting of the normal advancing stroke control distance matrix and the accumulated advancing stroke control distance matrix. Through feature engineering, feature extraction was carried out on the straightness analysis matrix of the working face, and the feature matrix was generated as a sample, with the working condition type corresponding to the manual control distance to serve as sample labels. The experimental results show that the accuracy of the working face straightness prediction model built by random forest algorithm is the highest, which was 91.41%. A machine learning classification

收稿日期: 2024-07-30; 修回日期: 2024-11-20; 责任编辑: 盛男。

基金项目: 国家自然科学基金项目(52274157); “科技兴蒙”行动重点专项项目(2022EEDSKJXM010)。

作者简介: 孙岩(2000—), 男, 山西运城人, 硕士研究生, 研究方向为煤矿自动化与控制工程, E-mail: 48122398@qq.com。通信作者: 王然风(1970—), 男, 山西长治人, 副教授, 博士, 主要研究方向为矿物加工过程仿真、煤矿自动化与控制工程, E-mail: wrf197010@126.com。

引用格式: 孙岩, 付翔, 王然风, 等. 融合传感器数据和人工调控信息的工作面直线度智能预测[J]. 工矿自动化, 2024, 50(11): 84-91.
SUN Yan, FU Xiang, WANG Ranfeng, et al. Intelligent prediction for face straightness based on sensor data and human operation information[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(11): 84-91.



扫码移动阅读

algorithm was employed to establish a prediction model for the face straightness of the current mining cycle. This prediction model was applied to the 2312 working faces at the Gaohe coal mine. The results indicated that during the 30-day period and 115 cutting cycles of the face straightness prediction, achieving an accuracy rate of 81.4%.

Key words: face straightness; advancing stroke; sensor data; human operation information; face straightness analysis matrix

0 引言

随着科技进步和生产力的发展,智能综采工作面以液压支架电液控制为核心的自动化技术、以惯性导航为基础的采煤机定位技术、煤矿大数据分析技术等发展迅速^[1-5],然而受限于开采环境、地质条件,以及随着割煤进程产生的累计误差,工作面直线度调控仍由人工介入干预^[6],极大影响了综采工作面的智能化。

目前综采工作面直线度调控主要包括感知液压支架相对位置关系的调直和感知刮板输送机弯曲度的调直。感知液压支架相对位置关系的调直主要是通过液压支架上加装外置传感器来感知液压支架间的相对位置,通过电液控制器控制支架拉架距离,保证液压支架群组拉架后的直线度,进而影响刮板输送机直线度。卢春贵等^[7]在支架与采煤机上安装蓝牙传感器,根据蓝牙信号强度推算相邻支架的位置关系,进而进行工作面调直。张树楠等^[8]在液压支架底板布置行程传感器和倾角传感器来测量相邻支架位置关系,根据基准支架求解液压支架整体直线度,进而进行工作面调直。杨学军等^[9]设计了架间巡检机器人来检测液压支架位姿和直线度,进而进行工作面直线度调控。牛剑峰^[10]采用视频巡检装置拍摄支架上的标签,通过计算支架偏移尺寸,为下一次移架提供补偿量,进而保证工作面直线度。感知刮板输送机弯曲度的调直主要是通过惯性导航、视觉测量、光纤等感知刮板输送机弯曲度,进而通过支架电液控制器控制液压油缸推移刮板输送机进行工作面直线度调控。李森^[11]采用惯性导航技术测量采煤机轨迹,进而推算刮板输送机弯曲度,在此基础上开发了工作面自动找直系统。夏婷^[12]、陈宇鸣^[13]、杨波等^[14]通过超声波定位、无线传感网络定位、激光雷达等方式实现了刮板输送机直线度的精确解算,为工作面直线度调控奠定了基础。杨昱^[15]、刘鹏坤^[16]通过在液压支架安装高清摄像头对刮板输送机每节刮板进行拍照、拼接,计算工作面直线度并生成各个支架需要调整的距离。方新秋等^[17]、宁耀圣^[18]在刮板输送机上加装光纤传感器,利用长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络建立直线度误差预测模型,生成刮板输送机调直理论模型,

预测下一次割煤循环的刮板输送机轨迹,生成最佳推溜距离来控制液压支架推移刮板输送机。王学文等^[19]基于虚拟现实技术与数字孪生技术建立了综采支运设备运动仿真模型,通过虚拟融合技术进行支运装备位姿推演,利用虚实交互技术实现工作面虚拟检测,在虚拟现实中对直线度行程进行预测,生成最佳推移量并反馈至物理场景进行直线度控制。

感知液压支架相对位置关系的调直受限于综采工作面恶劣环境,可能会降低外置传感器的测量精度,增大相邻支架位置关系的感知累计误差,进而导致工作面直线度调控精度降低。感知刮板输送机弯曲度的调直所引入的惯性导航系统等设备昂贵、维护困难,且只根据刮板输送机形状推演工作面直线度调控,未能考虑刮板输送机和液压支架之间的间隙和人工调控的精度问题。工作面在应用惯性导航等自动调控技术后因为设备间隙和人工调控精度,直线度调控误差在30~50 mm^[20-21],导致自动化跟机后仍需要大量人工调控,使得工作面的现有传感器数据包含了大量人工调控决策经验,并且现有传感器多安装在设备内部,不受工作面粉尘等因素影响。综采工作面每天都有海量的生产数据传输到数据库,这些数据中又包含大量的人工调控决策经验,目前缺少对现有数据中大量人工调控决策经验的分析与利用。

本文提出了融合传感器数据和人工调控信息的工作面直线度智能预测方法。通过对工作面推进过程中的支架推移油缸行程传感器数据、采煤机位置数据、支架立柱压力数据等传感器数据进行分析与挖掘,计算出刮板输送机每一次割煤后的正常推溜调控距离、人工调整推溜调控距离,基于2种调控距离构建工作面直线度分析矩阵。结合人工调控决策经验将直线度分析矩阵中提取的特征矩阵构建为样本,人工调控距离对应的工况类型作为样本标签。利用机器学习算法建立工作面直线度预测模型,将样本集输入到模型中进行训练,最终根据工作面生产数据,预测对应采煤过程的工作面直线度。

1 工作面直线度智能预测

融合传感器数据和人工调控信息的工作面直线度智能预测流程如图1所示。

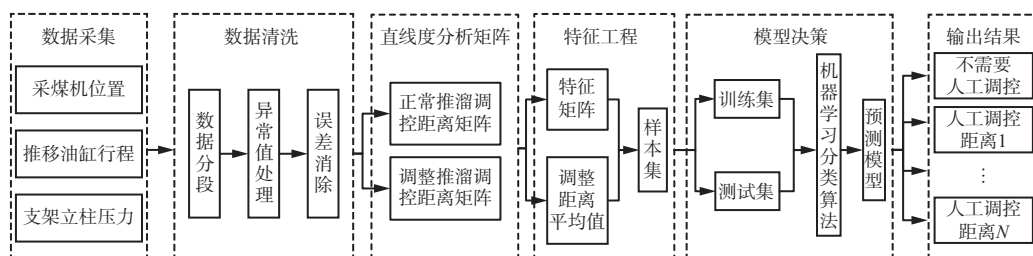


图 1 融合传感器数据和人工调控信息的工作面直线度智能预测流程

Fig. 1 Process of intelligent prediction for face straightness based on sensor data and human operation information

1.1 数据清洗

历史生产数据来自山西潞安化工集团高河煤矿 2312 智能化综放工作面,该工作面共有液压支架 100 台,其中工作面单台液压支架推移油缸最大行程 800 mm。该工作面 2023 年 8 月 31 日—9 月 19 日间 6 d(9 月 5 日、8 日、9 日、10 日、14 日、15 日)未进行生产,其余 14 d 生产。该工作面作业规程为三八制,两班生产一班检修,在检修期间工作面刮板输送机 and 液压支架停止动作。根据工作面实际生产情况,对工作面支架推移油缸行程数据和采煤机位置数据按照时间顺序进行割煤循环划分,其中采煤机位置数据为采煤机所处的支架架号,绘制 2023-09-06T08:30—11:30 生产时段 40 号支架的推移油缸行程曲线和采煤机位置曲线,如图 2(a)所示。采煤机在第 1 次斜切进刀结束(T_1 时刻)后开始割三角煤时,工作面支架与刮板输送机应全部完成拉架推溜操作。当采煤机位置经过 40 号支架后,推移千斤顶以刮板输送机为固定点缩小活动油缸行程,实现向刮板输送机方向拉移液压支架,即拉架操作。当采煤机位置经过 60 号支架后,推移千斤顶以液压支架底座为固定点伸长活动油缸,实现向煤壁方向推移刮板输送机,即推溜操作。在第 2 次斜切进刀结束(T_2 时刻)后再次开始割三角煤时,支架与刮板输送机均停止动作。相邻 2 次斜切进刀结束时刻之间的时间间隔(如 T_1-T_2 时间段)称为一次割煤循环。工作面生产过程存在多个割煤循环,将推移千斤顶的活动油缸行程数据根据割煤循环进行划分,即将所有支架推移千斤顶的活动油缸行程数据匹配到每一次割煤循环时间段内。将工作面的历史数据根据割煤循环数 d 和工作面支架数 m 划分为 $d \times m$ 个时间段。绘制 2023-09-06T09:55—10:30 生产时段 40 号支架立柱压力变化曲线和推移油缸行程变化曲线,如图 2(b)所示。液压支架在进行拉架前先进行降柱操作,立柱压力降到 2.3 MPa 后进行拉架操作,推移油缸行程从 790 mm 降到 0(即拉架到位),然后立刻进行升柱,将立柱压力补充至 15 MPa 以上,随后逐步提升。期间逐步进行推溜操作,推移

油缸行程逐步上升到 790 mm。可发现正常的拉架操作先减小立柱压力而降柱,然后拉架,立柱压力有明显降低,而推溜则先增大立柱压力而升架,升架满足条件后才推溜,立柱压力有明显的上升。在第 1 次拉架推溜操作结束后,工人对需要人工调整的支架再次进行拉架推溜,绘制 2023-09-06T19:40—20:00 人工调整时段 55 号支架推移千斤顶的立柱压力变化曲线和推移行程变化曲线,如图 2(c)所示。可见推移千斤顶的活动油缸行程变化引起立柱压力发生波动。

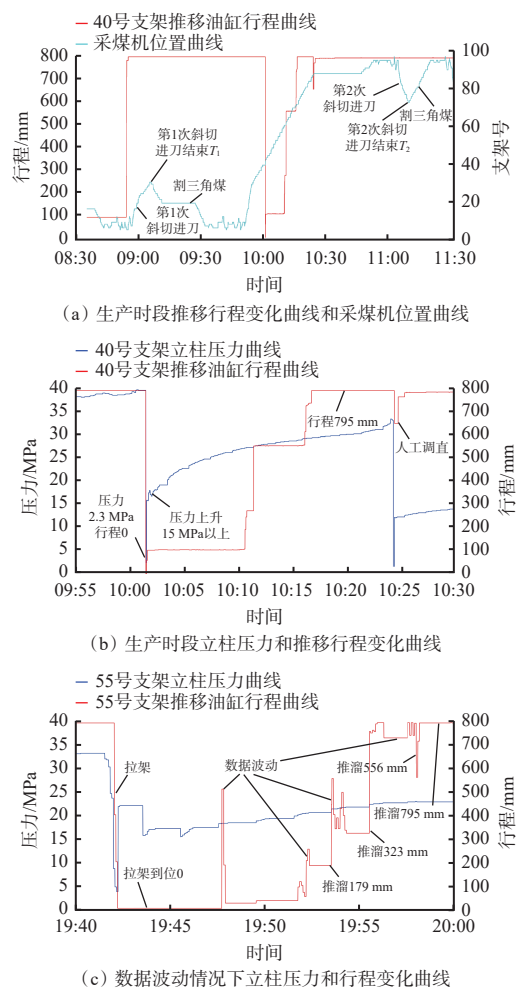


图 2 液压支架多传感器数据变化曲线

Fig. 2 Hydraulic support multi-sensor data variation curves

为消除波动数据对工作面直线度计算结果的干

扰,对波动数据进行滤波处理。统计单位时间 t 内行程发生的超过10 mm的变化次数 n_c (每变化1次 n_c 加1),以及行程数据变化量 X_t (最大值减去最小值),则波动频率 V_{n_c} 和波动速率 V_x 为

$$\begin{cases} V_{n_c} = n_c/t \\ V_x = X_t/t \end{cases} \quad (1)$$

对波动频率和波动速率设立相应的判断阈值,波动超过10 mm的变化次数不能多于1次,行程数据变化量不能超总行程的一半,即400 mm。对超过阈值的数据进行滤波,如果没有超出阈值则将 X_t 累计到传感器累计变化距离 X 中,当推移油缸传感器再次发生伴随压力变化的下降时(人工调控), X 为第 i 次割煤循环第 j 号支架正常推溜下推移油缸行程传感器变化距离 X_{ij-zc} ,将 X 清零重新计算之后人工调整推溜下推移油缸行程变化距离 X_{ij-tz} ,以此类推,最终计算出第 i 次割煤循环第 j 号支架在 T_1-T_2 时间段内推移油缸行程传感器累计变化距离 X_{ij} 。 X_{ij} 包含了 N 个变化值,第1个变化值为正常推溜下推移油缸行程传感器变化距离 X_{ij-zc} ,后续变化值为 $N-1$ 次人工调整推溜下推移油缸行程传感器变化距离 X_{ij-tz1} 至 $X_{ij-tz(N-1)}$,即

$$X_{ij} = X_{ij-zc} + X_{ij-tz1} + X_{ij-tz2} + \cdots + X_{ij-tz(N-1)} \quad (2)$$

每一次推移油缸行程传感器的变化量(X_{ij-zc} 或 $X_{ij-tz(N-1)}$)包含了刮板输送机实际推进距离(正常推溜下刮板输送机实际推进距离 g_{ij-zc} 或人工调整推溜下刮板输送机实际推进距离 $g_{ij-tz(N-1)}$)和支架推移油缸连接部位的浮动连接机构的机械间隙误差 e_m :

$$\begin{cases} X_{ij-zc} = g_{ij-zc} + e_m \\ X_{ij-tz(N-1)} = g_{ij-tz(N-1)} + e_m \end{cases} \quad (3)$$

由式(2)和式(3)可得,推移油缸行程传感器累计变化距离 X_{ij} 包含了刮板输送机实际累计推进距离和 N 次机械间隙误差,即

$$X_{ij} = g_{ij-zc} + g_{ij-tz1} + g_{ij-tz2} + \cdots + g_{ij-tz(N-1)} + e_m N \quad (4)$$

1.2 工作面直线度分析矩阵

根据式(4),工作面刮板输送机的实际累计推进距离包含正常推进距离和 $N-1$ 次人工调整推进距离。第 i 次割煤循环第 j 号支架的刮板输送机正常推进距离为

$$a_{i,j} = g_{ij-zc} \quad (5)$$

第 i 次割煤循环第 j 号支架的刮板输送机累计推进距离为

$$b_{i,j} = g_{ij-zc} + g_{ij-tz1} + g_{ij-tz2} + \cdots + g_{ij-tz(N-1)} \quad (6)$$

工作面刮板输送机正常推进距离矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,m} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{d,1} & a_{d,2} & \cdots & a_{d,m} \end{bmatrix} \quad (7)$$

工作面刮板输送机累计推进距离矩阵为

$$B = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \cdots & b_{1,m} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \cdots & b_{2,m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{d,1} & b_{d,2} & \cdots & b_{d,m} \end{bmatrix} \quad (8)$$

A 与 B 组成刮板输送机直线度分析矩阵,将其进行可视化,得到刮板输送机推进距离,如图3所示。以第1次割煤为例,将矩阵 A 中第1行以散点形式在零点的基础上依次画出,用蓝色作为填充色;矩阵 B 中第1行在零点的基础上依次画出,为累计推进距离,超出矩阵 A 的部分为第1次割煤的调整推进距离,用白色作为填充色。第2次割煤循环数据在矩阵 B 第1行的基础上绘制,以此类推。对每一次割煤的正常推进距离用不同颜色作为区分,调整推溜距离均用白色进行展示。从图3可看出,工作面行程数据存在大量人工调控信息,可以采用机器学习算法来预测工作面直线度。

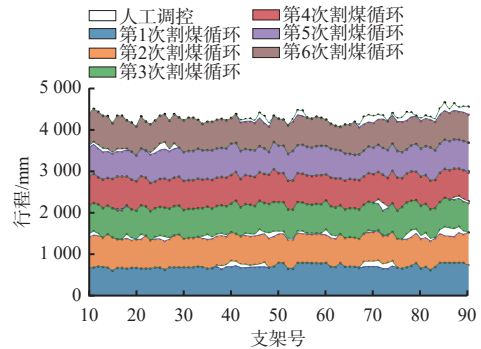


图3 刮板输送机推进距离

Fig. 3 Scraper conveyor advancing stroke distance

1.3 特征工程

由于刮板输送机是挠性机构,相邻刮板中部槽互相制约,导致人工需要考虑连续 n 台支架范围内的刮板输送机直线度情况,来决定是否需要对该架进行调整推溜。在进行特征提取时,应考虑包含当前支架在内的 $2n-1$ 台(左右各考虑 $n-1$ 台)支架的刮板输送机行程数据。

对清洗计算后的历史数据进行筛选,当 $a_{ij} \neq b_{ij}$ 时,即发生了人工调整操作,在矩阵 A 中取得当前支架与其左右各 $n-1$ 台支架的刮板输送机正常推进距离,并加上当前割煤循环所有刮板输送机正常推进距离的平均值,组成 $1 \times 2n$ 矩阵,即

$$\begin{bmatrix} a_{i,j-(n-1)} & a_{i,j-(n-2)} & \cdots & a_{i,j+(n-1)} & \frac{a_{i,0} + a_{i,1} + \cdots + a_{i,m}}{m} \end{bmatrix}$$

在矩阵 B 中取得当前支架与其左右各 $n-1$ 台支架的刮板输送机历史 2 次割煤循环的累计推进距离, 并加上历史 2 次割煤循环所有刮板输送机累计推进距离平均值, 组成 $2 \times 2n$ 矩阵, 即

$$\begin{bmatrix} b_{i-2,j-(n-1)} & b_{i-2,j-(n-2)} & \cdots & b_{i-2,j+(n-1)} & \frac{b_{i-2,0} + b_{i-2,1} + \cdots + b_{i-2,m}}{m} \\ b_{i-1,j-(n-1)} & b_{i-1,j-(n-2)} & \cdots & b_{i-1,j+(n-1)} & \frac{b_{i-1,0} + b_{i-1,1} + \cdots + b_{i-1,m}}{m} \end{bmatrix}$$

将 2 个矩阵进行拼接, 最终生成一个 $3 \times 2n$ 特征矩阵, 即

$$\begin{bmatrix} b_{i-2,j-(n-1)} & b_{i-2,j-(n-2)} & \cdots & b_{i-2,j+(n-1)} & \frac{b_{i-2,0} + b_{i-2,1} + \cdots + b_{i-2,m}}{m} \\ b_{i-1,j-(n-1)} & b_{i-1,j-(n-2)} & \cdots & b_{i-1,j+(n-1)} & \frac{b_{i-1,0} + b_{i-1,1} + \cdots + b_{i-1,m}}{m} \\ a_{i,j-(n-1)} & a_{i,j-(n-2)} & \cdots & a_{i,j+(n-1)} & \frac{a_{i,0} + a_{i,1} + \cdots + a_{i,m}}{m} \end{bmatrix}$$

本次割煤循环刮板输送机和左右邻架刮板输送机进行的人工操作调整距离的平均值为

$$C = \frac{(b_{i,j-(n-1)} + b_{i,j-(n-2)} + \cdots + b_{i,j+(n-1)})}{2n-1} - \frac{(a_{i,j-(n-1)} + a_{i,j-(n-2)} + \cdots + a_{i,j+(n-1)})}{2n-1} \quad (9)$$

由于工作面液压支架自动推移的控制精度在 47 mm 左右^[22], 高精度的调控难以执行, 所以根据其结果所在区间(可根据实际生产需求对区间进行划分), 结合工作面推移操作的控制精度选择对应的标签(标签是模型推荐的调整距离)。假设工作面支架的推移精度在 50 mm, 则当 $C=0$ 时, 对应标签 0; 当 C 在区间 $0 \sim 150$ mm 时, 对应标签 100 mm; 当 C 在区间 $150 \sim 250$ mm 时, 对应标签 200 mm; 当 C 在区间 250 mm 以上时, 对应标签 300 mm。

1.4 模型决策

机器学习的分类算法是一类通过从数据中学习并根据所学知识对新的、未见过的样本进行分类的算法。分类问题属于监督学习的一种类型, 在这种问题中, 目标变量是离散的(通常是类别标签)。分类算法根据输入特征来预测样本所属的类别。利用机器学习分类算法搭建工作面直线度预测模型, 将训练集输入到模型中进行训练, 用验证集来评估不同分类算法搭建的预测模型的准确率。当有新的割煤循环结束后, 会制作当前割煤循环的最新样本, 每个样本均为 $3 \times 2n$ 大小的矩阵。将样本输入模型进行预测, 模型会为每个样本匹配最优标签。

2 实验分析

2.1 样本制作

高河煤矿 2312 智能化综放工作面直线度调整

时, 工人需操作多台支架来对刮板输送机直线度进行调整, 对工作面历史数据中 452 次调整操作的支架数进行统计, 见表 1。

表 1 直线度调整操作支架数

Table 1 Number of supports for straightness adjustment operating

操作支架数/台	1	2	3	4	>5
操作次数	10	191	101	47	103

该矿人工调整 2 架的次数占比 42.25%, 由此可知 $n=2$, 则直线度调控特征矩阵为 3×4 矩阵, 即

$$\begin{bmatrix} b_{i-2,j-1} & b_{i-2,j} & b_{i-2,j+1} & \frac{b_{i-2,0} + b_{i-2,1} + \cdots + b_{i-2,m}}{m} \\ b_{i-1,j-1} & b_{i-1,j} & b_{i-1,j+1} & \frac{b_{i-1,0} + b_{i-1,1} + \cdots + b_{i-1,m}}{m} \\ a_{i,j-1} & a_{i,j} & a_{i,j+1} & \frac{a_{i,0} + a_{i,1} + \cdots + a_{i,m}}{m} \end{bmatrix}$$

平均人工操作调整距离为

$$C = \frac{(b_{i,j-1} + b_{i,j} + b_{i,j+1}) - (a_{i,j-1} + a_{i,j} + a_{i,j+1})}{3} \quad (10)$$

受限于实际生产中人工调整及工作面直线度精度要求, 不需要精确到毫米级的决策, 因此当 $C \leq 10$ mm 时, 标签为 0; 当 $10 \text{ mm} < C < 150$ mm 时, 标签为 100 mm; 当 $150 \text{ mm} \leq C < 300$ mm 时, 标签为 200 mm; 当 $C \geq 300$ mm 时, 标签为 300 mm。最终将该工作面的工况类型分为 4 类。

对历史数据进行分段和清洗后, 每次割煤循环每台支架都可以生成一个直线度调控特征矩阵及对应的工况类型, 将生成的特征矩阵作为输入预测模型的样本, 对应的工况类型作为样本标签。样本统计结果见表 2。

表 2 样本统计结果

Table 2 Statistics result of samples

样本标签	样本数/个
直线度良好 ($C \leq 10$ mm)	928
调控 100 mm ($10 \text{ mm} < C < 150$ mm)	506
调控 200 mm ($150 \text{ mm} \leq C < 300$ mm)	124
调控 300 mm ($C \geq 300$ mm)	68

将标注好的样本以 8:2 的比例划分为训练集和测试集。

2.2 模型评估

将训练集输入到分别采用逻辑回归(Logistic Regression, LR)、传统 K 近邻(K-Nearest Neighbors, KNN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、朴素贝叶斯(Naive Bayes, NB)、决策树(Decision Tree, DT)、随机森林(Random Forest, RF)等分类算法搭建的预测模型中进行训练, 并用测试集对模型预测效

果进行评估。不同预测模型的混淆矩阵如图 4 所示(横纵坐标 0 代表直线度良好、1 代表调整 100 mm、2 代表调整 200 mm、3 代表调整 300 mm), 可看出 RF 算法在各类样本预测中正确预测的样本数量最多。

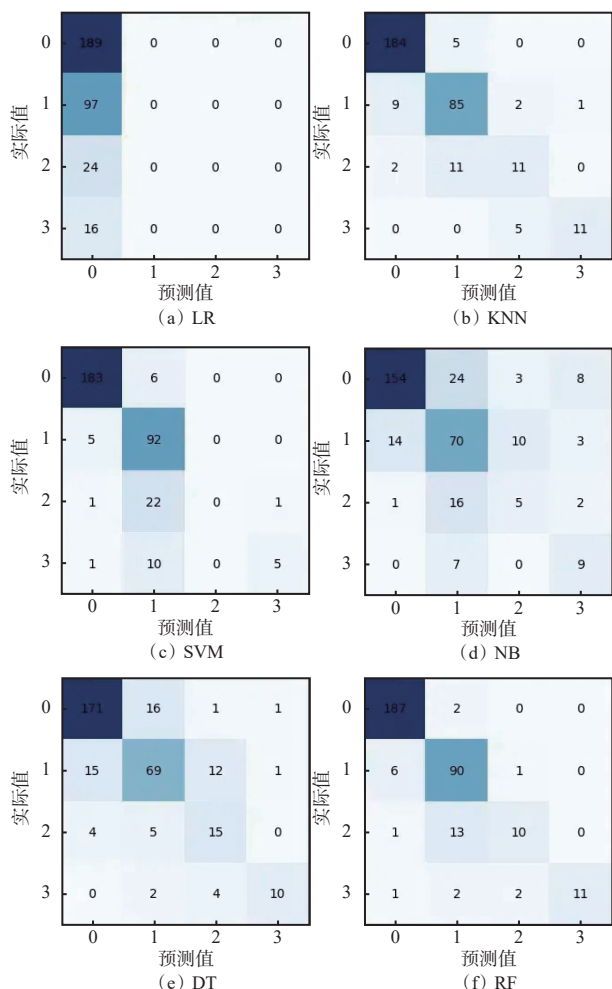


图 4 不同预测模型混淆矩阵对比

Fig. 4 Comparison of confusion matrices for different prediction models

根据图 4 中各分类算法在 326 个样本中准确预测的样本个数, 计算得到各分类算法综合准确率, 见表 3。可看出采用 RF 算法构建的预测模型准确率最高, 为 91.41%。

表 3 模型准确率

Table 3 Model accuracy rate

算法	LR	KNN	SVM	NB	DT	RF
准确率/%	57.97	89.26	85.89	73.00	80.67	91.41

3 应用验证

3.1 部署架构

融合传感器数据和人工调控信息的工作面直线度智能预测方法在高河煤矿 2312 工作面进行了应用, 部署架构如图 5 所示。工作面生产过程中产生

的采煤机位置数据、行程数据、压力数据通过 OPC 协议采集后经过井下交换机传输并存储在地面数据库服务器中, 根据采煤机位置变化检测出采煤机在斜切进刀结束进行割三角煤工作时, 全工作面刮板输送机基本完成推进。工作面直线度智能预测模型从数据库中读取数据, 结合压力数据对全工作面刮板输送机正常推进距离进行计算, 并从数据库中检索出历史最近 2 次割煤循环的累计行程数据。模型根据以上数据生成当前割煤循环样本集, 样本归一化后输入模型, 可生成当前割煤循环需要再次进行调控的距离。将模型生成的决策结果及最终的刮板输送机累计推进距离分别存入数据库中。利用 HTML(Hypertext Markup Language)和 CSS(Cascading Style Sheets)读取数据库中的静态数据, 搭建 Web 前端页面框架。利用 Vue 读取模型生成的决策结果、当前割煤循环正常推进距离等动态数据, 根据全工作面生成的调整策略的分布情况, 对连续超过 2 台支架需要人工调整的区域在 Web 端进行标注。在点击标注区域后会生成该区域的详细决策意见, 包含当前区域架号及当前区域推荐调整距离、直线度评价参数、当前区域累计行程可视化 3 个部分内容。

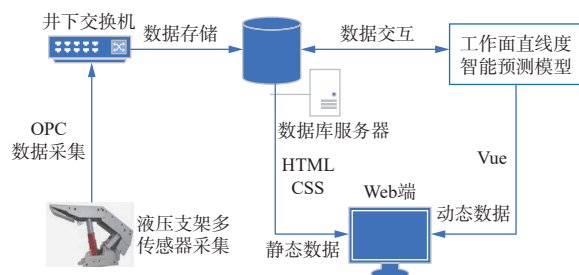


图 5 融合传感器数据和人工调控信息的工作面直线度智能预测部署架构

Fig. 5 Deployment architecture of intelligent prediction for face straightness based on sensor data and human operation information

3.2 应用结果

以 2023-12-15T08:31—11:45 发生的 1 次割煤循环为例, 工作面直线度预测结果与现场结果对比如图 6 所示。图中预测需要人工调整的支架 39 台, 其中 18 号、19 号、33 号、34 号、38 号、39 号支架受周围区域调整的影响, 当前区域的直线度已经不影响采煤机割煤运行, 所以人工选择不进行调控, 实际进行人工操作的支架 33 台, 最终预测准确率达 84.61%。

在 2023 年 12 月 25 日至 2024 年 1 月 9 日、2024 年 2 月 26 日至 2024 年 3 月 10 日(共 30 d)累计 115 次割煤循环运行后, 最终的工作面直线度预测准确率达 81.4%。

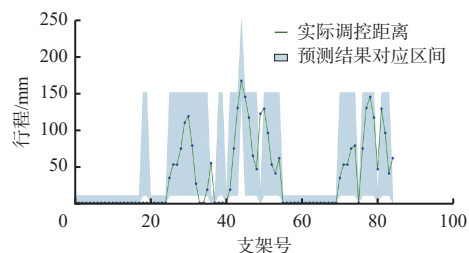


图 6 工作面直线度预测结果与现场结果对比

Fig. 6 Comparison between face straightness prediction results and actual measurement results

4 结论

1) 通过对支架推移油缸行程、支架压力、采煤机位置等传感器数据进行数据清洗,划分出刮板输送机正常推进距离和调整推进距离两类数据,从而构建工作面直线度分析矩阵。通过特征工程对工作面直线度分析矩阵进行特征提取,生成特征矩阵作为样本,将人工调控距离对应的工况类型作为样本标签,采用机器学习分类算法构建工作面直线度预测模型。

2) 实验结果表明,采用 RF 算法搭建的工作面直线度预测模型准确率最高,为 91.41%。该模型在高河煤矿 2312 工作面运行 30 d,对 115 次割煤循环进行工作面直线度预测,准确率达 81.4%,应用效果良好。

参考文献(References):

- [1] 王国法,任世华,庞义辉,等.煤炭工业“十三五”发展成效与“双碳”目标实施路径[J].煤炭科学技术,2021,49(9):1-8.
WANG Guofa, REN Shihua, PANG Yihui, et al. Development achievements of China's coal industry during the 13th Five-Year Plan period and implementation path of "dual carbon" target[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(9): 1-8.
- [2] 王国法,任怀伟,赵国瑞,等.智能化煤矿数据模型及复杂巨系统耦合技术体系[J].煤炭学报,2022,47(1):61-74.
WANG Guofa, REN Huaiwei, ZHAO Guorui, et al. Digital model and giant system coupling technology system of smart coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1): 61-74.
- [3] 袁智,蒋庆友,庞振忠.我国煤矿智能化综采开采技术装备应用现状与发展思考[J].煤炭科学技术,2024,52(9):189-198.
YUAN Zhi, JIANG Qingyou, PANG Zhenzhong. Application status and development thinking of intelligent mining technology and equipment in coal mines in China[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(9): 189-198.
- [4] 王国法,庞义辉,任怀伟.智慧矿山技术体系研究与发展路径[J].金属矿山,2022(5):1-9.
WANG Guofa, PANG Yihui, REN Huaiwei. Research

and development path of smart mine technology system[J]. Metal Mine, 2022(5): 1-9.

- [5] 葛世荣,郝尚清,张世洪,等.我国智能化采煤技术现状及待突破关键技术[J].煤炭科学技术,2020,48(7):28-46.
GE Shirong, HAO Shangqing, ZHANG Shihong, et al. Status of intelligent coal mining technology and potential key technologies in China[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(7): 28-46.
- [6] 高有进,杨艺,常亚军,等.综采工作面智能化关键技术现状与展望[J].煤炭科学技术,2021,49(8):1-22.
GAO Youjin, YANG Yi, CHANG Yajun, et al. Status and prospect of key technologies of intelligentization of fully-mechanized coal mining face[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(8): 1-22.
- [7] 卢春贵,许春雨,宋建成,等.基于 RSSI 的液压支架调直方法研究[J].煤矿机械,2021,42(6):193-195.
LU Chungui, XU Chunyu, SONG Jiancheng, et al. Research on straightening method of hydraulic support based on RSSI[J]. Coal Mine Machinery, 2021, 42(6): 193-195.
- [8] 张树楠,曹现刚,崔亚仲,等.基于多传感器的液压支架直线度测量方法研究[J].煤矿机械,2020,41(4):56-59.
ZHANG Shunan, CAO Xiangang, CUI Yazhong, et al. Research on straightness measurement method of hydraulic support based on multi-sensor[J]. Coal Mine Machinery, 2020, 41(4): 56-59.
- [9] 杨学军,王然风,王怀法,等.基于运动过程还原法的液压支架巡检机器人位姿检测[J].太原理工大学学报,2020,51(2):162-170.
YANG Xuejun, WANG Ranfeng, WANG Huaifa, et al. Pose measurement of detection robot in hydraulic supports based on the motion process restoration method[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2020, 51(2): 162-170.
- [10] 牛剑峰.基于视频巡检的综采工作面无人化关键技术研究[J].煤炭科学技术,2019,47(10):141-146.
NIU Jianfeng. Research on unmanned key technology of fully-mechanized mining face based on video inspection[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(10): 141-146.
- [11] 李森.基于惯性导航的工作面直线度测控与定位技术[J].煤炭科学技术,2019,47(8):169-174.
LI Sen. Measurement & control and localisation for fully-mechanized working face alignment based on inertial navigation[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(8): 169-174.
- [12] 夏婷.综采工作面刮板输送机直线度检测方法研究[D].徐州:中国矿业大学,2019.
XIA Ting. Study on the measurement method of scraper conveyor straightness in fully mechanized mining face[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.

- [13] 陈宇鸣. 基于 SINS/UWB 的刮板输送机高可靠性直线度检测技术研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
CHEN Yuming. Research on high reliability straightness measurement technology of scraper conveyor based on SINS/UWB[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [14] 杨波, 吴宁. 基于组合惯导的综采工作面刮板输送机直线度检测方法[J]. 煤矿安全, 2022, 53(6): 148-152.
YANG Bo, WU Ning. Combined inertial guidance based Straightness detection method of scraper conveyor in fully mechanized mining face based on integrated inertial navigation[J]. Safety in Coal Mines, 2022, 53(6): 148-152.
- [15] 杨墨. 基于视觉测量的综采工作面直线度测量技术研究[J]. 煤炭工程, 2016, 48(9): 134-136.
YANG Zhao. Research on measurement technology of working face straightness based on vision measurement[J]. Coal Engineering, 2016, 48(9): 134-136.
- [16] 刘鹏坤. 基于视觉测量的综采工作面直线度控制研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2020.
LIU Pengkun. Research on straightness control of fully mechanized coal face based on vision measurement[D]. Beijing: China University of Mining and Technology-Beijing, 2020.
- [17] 方新秋, 陈宁宁, 冯豪天, 等. 刮板输送机直线度光纤精准感知与调直关键技术[J]. 采矿与安全工程学报, 2023, 40(5): 1043-1056.
FANG Xinqiu, CHEN Ningning, FENG Haotian, et al. Key technologies of optical fiber accurate perception and straightening of straightness of the scraper conveyor[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2023, 40(5): 1043-1056.
- [18] 宁耀圣. 智能工作面刮板输送机直线度感知机理研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
NING Yaosheng. Study on straightness perception mechanism of scraper conveyor in intelligent working face[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.
- [19] 王学文, 李素华, 谢嘉成, 等. 机器人运动学与时序预测融合驱动的刮板输送机调直方法[J]. 煤炭学报, 2021, 46(2): 652-666.
WANG Xuewen, LI Suhua, XIE Jiacheng, et al. Straightening method of scraper conveyor driven by robot kinematics and time series prediction[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(2): 652-666.
- [20] 葛世荣. 刮板输送机技术发展历程(三)——驱动与智能控制技术[J]. 中国煤炭, 2024, 50(4): 1-12.
GE Shirong. The development history of scraper conveyor technology (part three): intelligent drive and control technology[J]. China Coal, 2024, 50(4): 1-12.
- [21] 王雪松, 王世博, 王世佳, 等. 刮板输送机直线度误差预测模型[J]. 中国矿业大学学报, 2023, 52(1): 168-177.
WANG Xuesong, WANG Shibao, WANG Shijia, et al. Prediction model of straightness error of scraper conveyor[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2023, 52(1): 168-177.
- [22] 王峰. 液压支架精确推移控制方案研究与应用[J]. 工矿自动化, 2017, 43(5): 6-9.
WANG Feng. Research of precise pushing control scheme for hydraulic support and its application[J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(5): 6-9.

(上接第 25 页)

- [16] 余海林, 莫莉, 赵悦, 等. 基于 ZigBee 无线传感器的井下甲烷浓度监测系统[J]. 成都大学学报(自然科学版), 2022, 41(2): 146-150, 163.
YU Hailin, MO Li, ZHAO Yue, et al. Underground methane concentration monitoring system based on ZigBee wireless sensor[J]. Journal of Chengdu University(Natural Science Edition), 2022, 41(2): 146-150, 163.
- [17] 吴士涛, 汤建泉, 杨婕. 基于 WaveMesh 网络与 STM32 的煤矿顶板离层监测系统[J]. 煤矿安全, 2022, 53(1): 139-144.
WU Shitao, TANG Jianquan, YANG Jie. Design of monitoring system for coal mine roof separation based on WaveMesh network and STM32[J]. Safety in Coal Mines, 2022, 53(1): 139-144.
- [18] 卓敏敏, 赵立厂, 李继云. 低功耗蓝牙模块能耗特征分析[J]. 工矿自动化, 2019, 45(10): 91-94, 98.
ZHUO Minmin, ZHAO Lichang, LI Jiyun. Analysis of energy consumption characteristics of bluetooth low energy module[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(10): 91-94, 98.
- [19] 张铮, 曹守启, 朱建平, 等. 面向实时监测的无线传感网低功耗通信策略[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 257-264.
ZHANG Zheng, CAO Shouqi, ZHU Jianping, et al. Low power communication scheme in wireless sensor network for real-time monitoring[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 257-264.
- [20] 李时杰. 远距离低功耗无线传感网络终端节点的设计与实现[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018.
LI Shijie. Design and implementation of long-distance and low-power wireless sensor network terminal node[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2018.
- [21] 滕文想, 何继鹏, 刘鹏宇. 窄长空间无线传感器网络节点部署策略研究[J]. 煤炭工程, 2023, 55(7): 151-157.
TENG Wenxiang, HE Jipeng, LIU Pengyu. Deployment strategy of wireless sensor network nodes in narrow and long space[J]. Coal Engineering, 2023, 55(7): 151-157.