

基于 DE-Xgboost 的 U71Mn 钢粗糙度预测模型

成先明, 王婷婷, 史柏迪

(河海大学 机电工程学院, 江苏 常州 213022)

摘要: U71Mn 高锰钢为我国铁轨主要原材料, 当铣削参数配置不合理时易导致金属表面马氏体粗大造成加工硬化, 难以满足使用要求; 针对此问题使用 M-V5CN 铣削 U71Mn 高锰钢获取了 1 000 组切削数据集, 建立了基于 Xgboost 算法的表面粗糙度预测模型, 作为非线性模型其训练参数众多为最大化 Xgboost 模型性能, 提出一种改进的混合编码 DE 算法进行模型超参数优化; 模型建立完成后, 经测试较未经优化的 Xgboost 最大误差下降 7.4%, 平均绝对误差下降 11.7%, 方差降低 6.4%, 且较主流 DNN、GA-SVM 模型性能提升明显可以更有效承担 U71Mn 高锰钢粗糙度预测任务。

关键词: 粗糙度预测; 极限梯度提升树; 差分进化算法; 参数优化; U71Mn 高锰钢

Roughness Prediction Model of U71Mn Steel Based on DE-Xgboost

Cheng Xianming, Wang Tingting, Shi Baidi

(School of Mechanical Engineering, HoHai Univ., Changzhou 213022, China)

Abstract: U71Mn high manganese steel is the main raw material of railway track in China. When the milling parameters are not reasonable, it is easy to cause large martensite on the metal surface and work hardening, which is difficult to meet the requirements of use. In order to solve this problem, 1 000 sets of cutting data sets were obtained by milling U71Mn high manganese steel with M-V5CN, and a surface roughness prediction model based on Xgboost algorithm was established. As a nonlinear model, many of its training parameters were to maximize the performance of Xgboost model. An improved hybrid coding DE algorithm was proposed to optimize the model parameters. After the establishment of the model, the maximum error of Xgboost decreases by 7.4%, the average absolute error decreases by 11.7%, and the variance decreases by 6.4%. Compared with the mainstream DNN and GA-SVM models, the performance of Xgboost model is significantly improved, and it can effectively undertake the task of roughness prediction of U71Mn high manganese steel.

Keywords: roughness prediction; Xgboost; DE; parameter optimization; U71Mn high manganese steel

0 引言

锰元素质量分数介于 11% 和 18% 之间的合金钢被称为高锰钢, 其耐磨性很好。由于其所具备的耐冲击、高耐磨及抗疲劳特性, U71Mn 高锰钢被大规模的应用到铁路事业上^[1-2]。但当铣削参数配置不合理时易导致加工硬化与应力集中, 零件加工后表面粗糙度发散, 难以满足铁轨的装配精度^[3-4]以及使用寿命^[5]。基于此原因 U71Mn 材料特性一直为国内学者的重点研究方向; 暨南大学范宇^[6]研究了不同时效温度对水韧后高锰钢 (Mn13、Mn18) 组织结构、力学性能、磨损特性及磨损硬化的影响; 北京理工大学于启勋^[7]从切削过程特性、切削力、刀具磨损耐用度诸方面阐明了高锰钢的切削加工性, 并建立了多元线性回归预测模型。

此外表面粗糙度作为加工中须被约束的重要参数, 传统试切法、经验切法^[8]效率较低, 加工者资历要求较高, 易导致资源浪费。在工业 4.0^[9]的趋势下更是成为国内外诸多学

者的重点研究方向。

表面粗糙度预测模型大致可以分类如下类别: 统计学、机器学习及深度学习回归模型。Li et al^[10]在 2018 从切削液压力出发, 基于 Weierstrass-Mandelbrot 函数建立了精确的粗糙度预测模型。Kong et al^[11]在 2020 年提出一种结合贝叶斯矩阵分解的线性回归模型; 马尧^[12]在 2020 年基于线性回归与主成分分析算法在预测粗糙度的同时对粗糙度影响因子进行有效分析。上述回归模型大多依赖于最小二乘与凸优化^[13]原则进行求解, 算法复杂度低可读性强, 但 U71Mn 等难加工金属所对应的强多元非线性关系, 线性回归预测精度通常难以满足要求。机器学习与深度学习算法, 因其强大的非线性拟合能力在各类工程系统中有着广泛的使用。学者鲁娟^[14]2020 年使用 PSO-SVM 算法精确预测蠕墨铸铁加工过程中的表面质量。深度学习模型, 虽尚存一些诸如可解释性与原理的“黑盒”问题, 但通过多层神经网络可对高维数据进行有效解析, 在图片识别^[15]、文本翻译等任务相对机器学

收稿日期:2020-10-21; 修回日期:2020-11-12。

基金项目:国家自然科学基金青年项目(61403122);中央高校科研项目(B200202220)。

作者简介:成先明(1997-),男,江苏连云港人,硕士研究生,主要从事粗糙度预测与缺陷检测方向的研究。

通讯作者:王婷婷(1983-),女,江苏常州人,博士,副教授,主要从事机器视觉伺服控制方向的研究。

引用格式:成先明,王婷婷,史柏迪.基于 DE-Xgboost 的 U71Mn 钢粗糙度预测模型[J].计算机测量与控制,2021,29(5):230-234.

习模型均有更优的表现。其中卷积神经网络在表面粗糙度检测^[16-17]中也有所使用, 但当前主流 ResNet150 (he et all), VGG16 网络其训练参数均属于千万级别, 综合考虑其参数修正与前向传播, 普通计算机难以求解, 此外因参数较多当模型样本数目较少时易产生稀疏学习导致过拟合现象。

本模型为降低模型误差上界, 使其具有良好的泛化性。提出一种使用混合编码 DE^[18]优化的 Xgboost 模型, Xgboost 由 chen et all^[19]提出, 近年来在 Kaggle 与天池等数据挖掘赛事中有着十分优秀的性能表现, 但模型误差对诸如: 最大数深度 (整数)、集成内核 (选择项)、最大纵向采样深度 (浮点数) 等参数初始值设置极为敏感, 故使用混合编码的差分进化算法进行模型参数调优。

1 材料特性与数据处理

1.1 加工环境与数据处理

U71Mn 高锰钢材料作为一种难加工金属本身的硬度并不高仅有 180 HB 左右, 其抗拉强度和韧性较高, 其化学与物理成分如表 1 所示。

表 1 U71Mn 钢材料性质

C	Si	Mn	S	P
0.9%~1.3%	0.3%~0.8%	11%~14%	≤0.05%	≤0.07%
HBS	Gpa	Gpa	冲击韧度/(MJ/m ²)	
170~220	0.38~0.40	0.98~1.03	2.9~4.9	

U71Mn 高锰钢的切削加工性能主要由其硬度所决定, 此外, 铣削参数、工件安装方式、铣削方式、热处理状态等都会对铣削过程产生影响, 主要表现为以下几点: (1) 加工硬化: 在铣削过程中, 高锰钢的面心立方晶格结构受到外力冲击, 晶格产生滑移从而导致单相奥氏体组织向着硬度较高的马氏体转变, 硬度急剧升高, 产生强烈的冷作硬化现象。(2) 切削力大和应力集中: 由于高锰钢工件在铣削过程中切削温度高, 其加工表面会发生化学反应生成厚度约为 0.1~0.3mm 的三氧化二锰层, 导致切削力增大。(3) 切削温度高: 前面也已经多次提到, 高锰钢切削时会产生大量的热, 而且高锰钢的导热性很差, 大约是碳钢的 1/4 左右, 热量散发不出去, 最终就会导致切削区温度不断的升高, 降低刀具寿命, 提高生产成本。基于上述特性选择进给量 f (mm/z)、铣削深度 a_p (mm)、铣削宽度 a_e (mm)、主轴转速 n (r/min) 作为输入变量, 使用 M-V5CN 组合机床与 4 齿硬质合金平底立铣刀进行铣削加工。最终获取了 1 000 组数据样本, 表 2 为部分数据。

表 2 部分铣削样本

n /(r/min)	f /(mm/z)	a_p /(mm)	a_e /(mm)	Ra /(μ m)
4 000	0.04	1.00	3.00	0.323
5 000	0.06	1.12	7.29	0.524
6 000	0.08	1.24	10.69	0.678
7 000	0.09	1.36	13.21	0.761
8 000	0.10	1.48	14.86	0.792

表面粗糙度由于光电轮廓仪任选零件加工后表面三处均匀表面取均值获得。

1.2 加工环境与数据处理

从表 2 易知 n 相对 f 、 a_p 、 a_e 数据量波动较大, 为消除数值量偏差干扰使用式 (1) 进行标准化处理。

$$nor_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{s_j}, 1 \leq i \leq 1\ 000, 1 \leq j \leq 4$$

$$\mu_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}, s_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \mu_j)^2} \quad (1)$$

式中, nor 为标准化数据; i 为样本索引, j 为特征索引。 μ_j 为第 j 个特征均值, s_j 为其标准差; 最终样本 80% 基于作为训练与验证集 4 折交叉验证图 1 原则进行模型训练, 余下 20% 为测试集样本。选用最大误差 err_{max} 、平均绝对误差 mae 、方差 std 与决定系数作为模型性能评价指标。

2 Xgboost 回归原理

Xgboost 是一种通过梯度提升树进行的监督学习算法, 设训练集样本 (x_i, y_i) , 其中 $x_i \in R^m$, $y_i \in R$, x_i 为维度为 m 的一个样本。若 Xgboost 包含 K 颗树, 可得模型定义表达式 (2):

$$F_K = F_{K-1}(x_i) + f_K(x_i) \quad (2)$$

式中, f_K 为第 K 颗集成回归树。 F_{K-1} 为先前 $K-1$ 颗回归树所组成的函数项; 为使模型有效训练, 选用 MSE 均方损失项 l 作为评价指标, 将其转化为有监督的优化目标式 (3):

$$Obj(\theta) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$$

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \omega_j^2, \hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i) \quad (3)$$

式中, $x = [n, f, a_p, a_e]$; θ 为 Xgboost 模型超参数; n 为训练集样本数目; Ω 为正则化函数, 其中 K 为回归树的数目; T 为叶子节点数, γ 为 $l1$ 正则化系数; ω 为节点权重即为 $l2$ 正则化项用以约束回归树分裂次数; Xgboost 算法在当次迭代 t 中各回归树直接优化上轮 $t-1$ 轮残差, 结合泰勒公式可将第 t 轮目标函数 Obj 二阶展开为式 (4):

$$Obj^t = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{t-1} + f_t(x_i)) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$$

$$f_t(x_i) = g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \quad (4)$$

$$g_i = \partial_{y_i^{t-1}} l(y_i, \hat{y}_i^{t-1}), h_i = \partial_{y_i^{t-1}^2} l(y_i, \hat{y}_i^{t-1})$$

式中, y_i^{t-1} 为第 $t-1$ 轮样本 i 的输出预测值; g, h 分别为模型的一阶与二阶损失梯度函数。 $f_t(x_i)$ 为第 t 轮的树模型, 最终样本会被分配到各叶子节点进行加权输出联立式 (2) 可得第 t 轮残差优化目标式 (5):

$$Obj^t = \sum_{j=1}^T$$

$$\left[\left(\sum_{i \in I_j} g_i \right) \omega_j + \frac{1}{2} \left(\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda \right) \omega_j^2 \right] + \lambda T \quad (5)$$

式中, I_j 为叶子节点 j 所划分的样本集, 将所有样本特征进行了划分。对于固定的树结构基于凸优化原则可求解出

叶子节点 j 的 ω 最优解式 (6):

$$\omega_j^* = \frac{\sum_{i \in I_j} g_i}{-2 \times \frac{1}{2} (\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda)} \quad (6)$$

式中, g, h 为基于式 (5) 求得样本 i 的特征的梯度与偏置; 结合式 (3) 减去引入该叶子节点的代价 γ 即可得各特征对应叶子节点所占输出权重。得到叶子节点的最优分布权重 ω_j^* 后, 对于固定的树状结构引入正则化系数, 可以求得最优的目标函数值式 (7):

$$obj' = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{(\sum_{i \in I_j} g_i)^2}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} + \gamma T \quad (7)$$

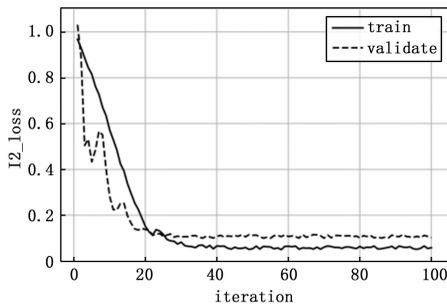
在式 (7) 中, 令 $G_j = \sum_{i \in I_j} g_i, H_j = \sum_{i \in I_j} h_i$, 则有式 (8):

$$\omega_j^* = -\frac{G_j}{H_j + \lambda}, Obj' = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{(G_j)^2}{H_j + \lambda} + \gamma T \quad (8)$$

式中, 可直接作为树模型评价指标, 基于式 (8) 可以得到其一般算法迭代流程:

- (1) 每轮增加一个新的模型优化式 (2);
- (2) 基于 MSE 均方误差得到其优化目标式 (3);
- (3) 计算误差梯度式 (4) 得到其一阶 g_i 与二阶 h_i 梯度误差表达;
- (4) 根据贪心算法及梯度生成树 f_i ;
- (5) 基于式 (8) 选择最优切分点;
- (6) 计算叶子节点权重式 (6);
- (7) 将新生成树加入模型得到 F_K , 返回 (1)。

此外 Xgboost 支持随机行列采样。即对特征数量 (m) 及样本数目 (n) 进行有放回的随机采样。通过引入随机性有效避免直接优化残差可能带来的过拟合现象, 此外还可减小迭代运算复杂度。该算法已封装在 Python 的 Xgboost 工具箱通过命令 (pip install XGBoost) 可直接安装。图 1 为使用该工具箱自适应参数配置下模型训练与验证集方差波动。



(学习率 $lr=0.3$, 列采样比例

$cc=0.6$, 行采样比例 $lc=0.5$, 最大树深度 $mp=7$, 回归树数量 $T=100$, 内核 $kernel='tree'$, 正则化系数 $\gamma=0.31$)

图 1 Xgboost 误差波动

代时模型有效收敛。使用预留的 200 个测试集样本 x 输入模型, 可得预测值 \hat{y} , 使用式 (5) 处理样本标签 y 与预测值 \hat{y} 得到如下泛化性指标: r (0.894), MAE (0.016 4), err_{max} (0.076), std (0.032), 上述内置初始化主要基于样本数目 (n), 特征数目 (m), 在特定区间内基于高斯分布进行参数填充, 尽可作为初步参考值。下使用群体智能算法进行全局搜索本 Xgboost 模型最佳超参数, 挖掘其潜力。

3 DE-Xgboost 模型的建立

式 (9) 即为 Xgboost 算法的迭代流程, 下使用群体智能算法对下列超参数: 学习率 lr , 列采样比例 cc , 行采样比例 lc , 最大树深度 mp , 回归树数量 T , 内核 $kernel$, 正则化系数 γ 进行全局寻优。其中超参数 lr, cc, lc, γ 均为浮点数可以直接基于浮点数编码的遗传算法 (Gentic Algorithm, GA)、粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 等算法进行非线性寻优。但超参数 T, mp 为整数, $kernel$ 为选择项, 无法基于浮点数编码寻优, 为降低运算复杂度并对超参数之间非线性关系进行有效解耦, 不考虑使用二阶段优化求解算法。

差分进化算法其基本思想源于遗传算法, 同其他进化类算法思想一致对候选种群进行操作, 通过把一定比例的多个个体的差分信息作为个体扰动量, 使算法在跳跃搜索距离与方向上具有自适应性。并且相对于 GA 算法 DE 无需对种群算子进行二进制编码以及解码过程。基于上述特性, DE 算法具有极强的局部开采能力。本 DE 优化 Xgboost 算法大致可分为如下步骤:

(1) 确定个体编码方式。本模型待优化参数为: 学习率 lr (浮点数), 列采样比例 cc (浮点数), 行采样比例 lc (浮点数), 最大树深度 mp (整数), 回归树数量 T (整数), 内核 ker (0、1 规划), 正则系数 γ (浮点数); 对于种群个体 x 可以写成如式 (9):

$$x = [lr, cc, lc, mp, T, kernel, \gamma] \quad (9)$$

(2) 确定种群数目 NP 为 50, 基于 $rand$ 函数将其初始化写入矩阵 pop , 计算适应度 fit 。

(3) 基于种群适应度 fit , 对种群 pop 所有特征进行变异式 (10) 与交叉式 (11) 操作;

$$V_{i,g+1} = x_{r1,g} + F(x_{r2,g} - x_{r3,g}) \quad (10)$$

$$u_{ji,g+1} = \begin{cases} V_{i,g+1} & (randb(j) \leq CR) \text{ or } j = mbr(i) \\ x_{c(j),G} & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

式中, g 为当前迭代次数; $r1, r2, r3 \in \{1, 2, \dots, NP\}$ 且互不相等; F 为变异因子, 为区间 $[0.3, 0.7]$ 之间的线性衰减函数, 可有效保证迭代初期最大化搜索范围, 与终止时程序收敛; 确定变异因子后通过式 (11) 即可进行交叉操作, 式中, CR 为交叉因子决定该特征取代个体分量值得概率, 此处取常数 0.5。

(4) 选择操作, 基于式 (12) 决定是否在下轮迭代中

图 1 易知 Xgboost 内置算法初始化模型, 在第 40 轮迭

替换该个体, 即保留最优参数。

$$x_i(i, g+1) = \begin{cases} u_i(ji, g+1) & \text{if } fit(u_i(ji, g+1)) < fit(x_i(i, g)) \\ x_i(i, g) & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

(5) 边界处理对越界的特征重新初始化。

(6) 根据 Xgboost 迭代流程更新种群适应度 fit , 并且判断是否达到迭代终止条件, 否则返回 (3)。

设置进化次数 G 为 100, 适应度函数与 XGBoost 一致使用 MSE 均方误差。按照上述参数配置进行迭代, 图 2 为 DE 进行寻优误差波动。

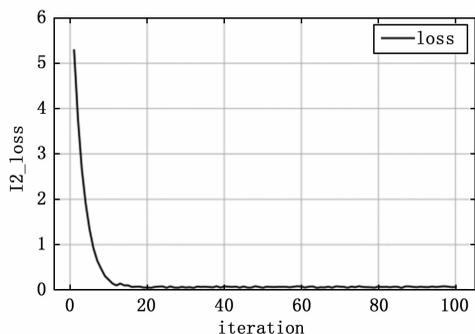


图 2 DE 参数寻优

图中, 在第 20 次迭代时模型已经收敛。经 DE 算法全局搜索模型最优超参数为: 学习率 $lr=0.415$, 列采样比例 $cc=0.75$, 行采样比例 $lc=0.641$, 最大树深度 $mp=5$, 回归树数量 $T=200$, 内核 $kernel='tree'$, 正则化系数 $\gamma=0.41$ 。

与 DNN、SVM 等机器学习算法模型一致, Xgboost 模型其初始超参数直接决定模型的性能上限以及收敛区间。虽然使用算法优化器可以在一定程度内缓解对于初值的依赖性, 但在 Xgboost 模型中为保证模型的收敛以及泛化性, 训练迭代流程中已引入贪心与随机采样思想, 根据“没有免费的午餐^[20]”原则随之带来的代价便是初值敏感性。

4 实验结果与分析

为直观评估本 DE-Xgboost 模型的性能, 除未经 DE 优化的 Xgboost 算法外。依次建立了 DNN、GA-SVM 模型进行性能对比; DNN 为包含两个全连层的神经网络模型其神经元数目依次为 64, 16, 基于误差反向传播原则使用 BP 进行训练, 算法优化器为随机梯度下降 (Stochastic Gradient Descent, SGD)。GA-SVM, 即为与 DE-Xgboost 思想一致使用遗传算法寻优 SVM 超参数, 最终参数为: $kernel='rbf'$ (高斯内核), 正则化系数 $\gamma=0.7$; 平滑系数 $gamma=1.1$; 软间隔系数 $C=0.14$; 对样本集基于五折交叉验证原则进行处理, 表 3 为上述各模型在验证集样本中的泛化性能。

表 3 中, 因模型训练样本数目较少, 神经网络模型在测试集上各项指标均不理想。相比之下在机器学习中的典型 SVM、Xgboost 模型在小样本条件下性能表现较为优秀。

表 3 模型性能对比

Model	mae	std	errmax	R
GA-SVM	0.047	0.093	0.094	0.864
DNN	0.064	0.104	0.155	0.807
Xgboost	0.041	0.074	0.101	0.871
DE-Xgboost	0.036	0.689	0.094	0.884

其中经 DE 算法进行优化的 Xgboost 模型, 有着最小的测试集平均绝对误差、方差、最大误差, 模型泛化性误差稳定, 性能可靠, 且绝对系数高达 88.4%, 对测试集样本解释性最高, 有理由相信, 该 DE-Xgboost 模型可有效担任 U71Mn 高锰钢粗糙度预测任务。

5 结束语

基于 U71Mn 高锰钢材料性质分析了其加工过程中加工硬化、应力集中现象的产生原因。作为典型的难加工金属, 铣削参数与加工后表面粗糙度具有较强的非线性关系, 提出了一种使用 DE 算法优化的 Xgboost 模型, 证明其相对主流 DNN、SVM 类算法有着更优的精度与性能。且作为一种树型模型其运算复杂度较低, 通过 Xgboost 求解模块, 可以直接求解该模型表达式并具有直接部署于单片机等嵌入式开发设备的潜质。

参考文献:

- [1] 樊译璘, 阚前华, 康国政, 等. 热处理 U71Mn 钢轨钢的棘刺行为及其本构模型 [J]. 机械工程材料, 2019, 43 (11): 62-67.
- [2] 石 彤, 赵志刚, 邹定强, 杨其全, 孙旭文, 王岩. 钢轨铝热焊接头断裂失效分析研究 [J]. 中国铁路, 2019 (1): 67-73.
- [3] 李月恩. 模具钢高速球头铣削加工表面质量的研究 [D]. 济南: 山东大学, 2011.
- [4] Omer Cohen, Ofer Moses, Talia Gurevich, et al. The Effect of Undersized Drilling on the Coronal Surface Roughness of Micro-threaded Implants: An In Vitro Study [J]. Applied Sciences, 2020, 10 (15): 134-150.
- [5] 季思慧. 环铣刀加工淬硬钢模具拐角的表面粗糙度分析及预测模型 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2016.
- [6] 范 宇. 高锰钢时效处理及晶粒细化研究 [D]. 广州: 暨南大学, 2016.
- [7] 于启勋. 高锰钢 ZGMn13 的切削加工性 [J]. 水利电力机械, 2001 (5): 38-40.
- [8] Wen Tingxi, Zhang Zhongnan, Qiu Ming, et al. A two-dimensional matrix image based feature extraction method for classification of sEMG: A comparative analysis based on SVM, KNN and RBF-NN [J]. Measurement, 2017, 25 (2): 287-300.
- [9] Mehrshad Mehrpouya, Amir Dehghanghadikolaei, Behzad Fotovvati, et al. The Potential of Additive Manufacturing in the Smart Factory Industrial 4.0 [Z]. 2019, 9 (18): 141-150.

- [10] Li Linlin, Yang Jiajun. Surface roughness effects on point contact elastohydro dynamic lubrication in linear rolling guide with fractal surface topographies [J]. *Advanced Material*, 2018, 70 (4): 589-598.
- [11] Kong Dongdong, Zhu Junjiang, Duan Chaoqun, et al. Bayesian linear regression for surface roughness prediction. [J], *Engineering* 2020, 142.
- [12] 马尧, 岳源. 钛合金 TC25 铣削表面粗糙度预测模型研究 [J]. *制造技术与机床*, 2020 (8): 141-145.
- [13] Junye Li, Pinglan Zhang. Application of Functional Equivalence Theory in Civil Engineering Text Translation [J]. *Open Journal of Modern Linguistics*, 2019, 9 (4): 238-244.
- [14] 鲁娟, 张振坤, 吴智强, 等. 基于支持向量机的蠕墨铸铁表面粗糙度预测 [J]. *表面技术*, 2020, 49 (2): 339-346.
- [15] Yang Lijuan, Xu Hanqiu, Yu Shaode. Estimating PM 2.5 concentrations in Yangtze River Delta region of China using random forest model and the Top-Of-Atmosphere reflectance [J]. *Journal of Advanced Mechanical Design Systems and Manufacturing*, 2020, 27 (2): 7-14.
- [16] Geng Lei, Sun Jiangdong, Xiao Zhitao, et al. Combining CNN and MRF for road detection [J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2017, 14 (7): 70-74.
- [17] 陈丽. 基于特征提取和卷积神经网络的铣削表面粗糙度检测方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [18] Ni Fuyin, Li Zhengming, Wang Qi, et al. UPQC voltage sag detection based on chaotic immune genetic algorithm [J]. *Measurement*, 2017, 20 (1): 321-333.
- [19] Chen Tianqi, Carlos Guestrin. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System [J]. *Computer Science Knowledge Discovery and Data Mining*, 2017, 11 (7): 64-71.
- [20] 周志华. 机器学习 (第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2019.

传输百米的限制, 将图像数据从高空到地面远距离回传以进行后续的分析利用。本系统也存在需改进之处, 如使用 USB2.0 接口回传数据, 在后续的研究开发中, 可将其拓展为已相当成熟的 USB3.0 接口, 此处 Hi3516 A 4 Mbps 的输出码流速率情况下 USB2.0 接口也足以满足传输速度需求。另外系统还可使用 LVDS、RS485/422 等其它接口进行数据的转发处理以增加其多场合实用性。

参考文献:

- [1] 乔莉, 李博, 舒行科, 等. 高清视频 HEVC 编码实时传输系统的设计 [J]. *实验室研究与探索*, 2018, 37 (11): 129-132.
- [2] 贾羽, 张林秀, 张卫. 基于 Hi3516A 的高清视频处理系统的设计 [J]. *科技风*, 2019 (15): 2.
- [3] 朱秀昌, 唐贵进. 视频显示流压缩的技术与标准 [J]. *数据采集与处理*, 2017, 32 (3): 469-478.
- [4] 朱艳玲. 基于 H.264 宏块编解码算法的研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [5] HISILICON. Hi3516A/Hi3516D 专业型 HD IP Camera Soc 用户指南 [EB/OL]. <http://www.hisilicon.com>, 2015.
- [6] 肖逸群. 视频监控与行人检测系统设计 [D]. 桂林: 广西师范大学, 2019.
- [7] 张硕, 王中刊, 赵旦峰. 高清视频多路传输系统的设计与实现 [J]. *电子技术与软件工程*, 2017 (13): 44-45.
- [8] Bo Qu. Design of Raw Socket for Multi-Process Micro-Kernel Embedded OS on ARM [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 2748: 941-944.
- [9] 鲁恩铭, 高建华. 原始套接字网络嗅探器的实现与应用 [J]. *计算机安全*, 2013 (2): 23-26.
- [10] 王少斌, 苏淑靖, 袁财源. 基于 FPGA 的高清视频采集系统设计 [J]. *电子技术应用*, 2019, 45 (7): 63-66.
- [11] Xilinx. Spartan-6 Family Overview [EB/OL]. <http://www.xilinx.com>, 2010.
- [12] 刘瑞泽, 郭江宇, 郝志超, 等. 一种全高清视频采集编码传输系统设计 [J]. *火力与指挥控制*, 2020, 45 (4): 169-172.
- [13] 丁红艳. 基于 Hi3516A 的 HDMI 显微自动对焦相机的设计与实现 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- [14] 卿琦. 基于 FPGA 的本地语音识别研究与实现 [D]. 成都: 成都理工大学, 2020.
- [15] 郑国辉, 张小林, 田力. 基于 AMBA 总线的独立 CAN 控制器的 IP 核设计与实现 [J]. *计算机测量与控制*, 2013, 21 (10): 2780-2782.
- [16] Xilinx. Spartan-6 FPGA Memory Controller User Guide [EB/OL]. <http://www.xilinx.com>, 2010.
- [17] 殷晔, 李丽斯, 常路, 等. 基于 FPGA 的 DDR3 存储控制的设计与验证 [J]. *计算机测量与控制*, 2015, 23 (3): 969-971.
- [18] 韦凯, 张柳, 黄旭东. 基于 USB 接口的 FPGA 在线升级方法研究 [J]. *电子设计工程*, 2019, 27 (15): 99-102.
- [19] Niu Junhao, Zhang Jingyu, Hu Cong, et al. Design of USB-GPIB Controller Based on up D7210 [A]. *Intelligent Information Technology Application Association. Mechanical Properties of Materials and Information Technology (ICMPMIT 2011)* [C]. *Intelligent Information Technology Application Association; 智能信息技术应用学会*, 2011: 5.
- [20] Bo She, She Bo, Wang Qiang, et al. The Design and Implementation of Campus Network Streaming Media Live Video On-Demand System Based on Nginx and FFmpeg [J]. 2020, 1631 (1): 1123-1129.