引文格式：徐永孝. 特征融合的站场可视化电子地图信息高精度采集模型[J]. 地理空间信息, 2025, 23(3): 101-105. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.03.023

特征融合的站场可视化电子地图信息高精度采集模型

徐永孝[1]
（1. 国能铁路装备有限责任公司 准格尔车辆维修分公司，内蒙古 鄂尔多斯 010399）

摘　要：电子地图是铁路站场日常作业的必备工具，为快速准确生成电子地图信息，提出了一种基于特征融合的站场可视化电子地图信息高精度采集模型。首先利用无人机勘察铁路站场的内部情况，得到站场正射图像；再引入离散余弦变换过完备字典稀疏表征算法，利用正交匹配追踪算法得到去噪后图像；然后将地理目标划分为建筑物、道路、工作人员和背景4类，融合颜色、纹理等特征信息，采用概率学习训练多特征分类器；最后自上而下逐层交替平滑处理站场目标，输出信息采集结果。结果表明，该模型采集的电子地图信息准确率高，可精准展现电子地图现场实地数据，对保障列检作业安全具有重要作用。

关键词：特征融合；电子地图；信息采集模型；无人机；数据去噪
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）03-0101-05

High-accuracy Collection Model for Station Visualization Electronic Map Information Based on Feature Fusion

XU Yongxiao[1]
(1. Jungar Vehicle Maintenance Branch, China Energy Railway Equipment Company Limited, Erdos 010399, China)

Abstract: Electronic map is essential tool for daily operations in railway stations. In order to quickly and accurately generate electronic map information, we proposed a high-accuracy collection model for station visualization electronic map information based on feature fusion. We used UAV to survey the internal conditions of railway station, and obtained the orthophoto images of station at first. Then, we introduced the discrete cosine transform and the over complete dictionary sparse representation algorithm, used the orthogonal matching tracking algorithm to obtain the denoised images, divided the geographical targets into buildings, roads, staff and background four types, and used probability learning to train the multi-feature classifier, combining with the color and texture features. Finally, we processed the station targets alternately and smoothly from top to bottom, and output the information collection results. The results show that the proposed model has a high accuracy in collecting electronic map information, can accurately display on-site data of electronic maps, and plays an important role in ensuring the safety of train inspection operations.

Key words: feature fusion, electronic map, information collection model, UAV, data denoising

铁路站场是铁路运输的保障性基础设施，其布置模式与作业功能均需满足铁路运输生产需求。由于站场作业范围广，无法明确工作人员与安装车辆是否抵达指定作业区域[1]；而可视化电子地图能有效掌握列检维修人员与车辆的详细位置，帮助管理人员直观分析站场动态轨迹信息，实现铁路站场业务智能化管理，提升车辆使用率与周转率，安全平稳地实现运输任务[2]。绘制电子地图时，首先要获悉站场内部结构数据，以确保电子地图应用的可靠性。针对信息采集问题，吴嘉琪[3]构建了动态采集结构化数据，选取与地理要素有关的时空信息来挖掘地理信息时空数据；莫年发等[4]综合现有云计算技术，创立了数据控制框架与理论结构模型，设计了规划区域信息采集系统，但上述方法没有考虑外部环境对信息采集的限制，不能很好地应用于站场信息采集。因此，本文提出了一种基于特征融合的站场可视化电子地图信息高精度采集模型。

1　电子地图信息采集模型

电子地图通过全球卫星定位系统和其他传感器技术提供了准确的地理位置数据，并能显示详细的地貌、道路、建筑物等要素。本文构建电子地图信息高精度采集模型的结构流程见图1。

1.1　无人机铁路站场勘探

本文采用无人机勘探铁路站场布局结构等信息，为后续信息采集模型的构建提供有力支持。无人机巡

作者简介：徐永孝（1970—），本科，高级工程师，研究方向为铁路信息化，E-mail：langzhao21682@163.com。

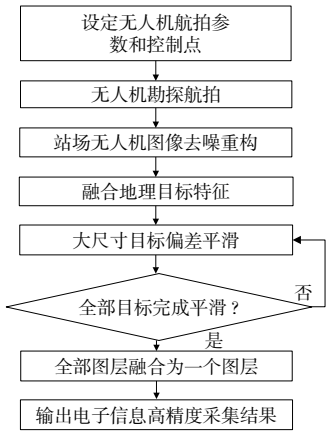


图1 电子地图信息采集模型的结构流程

飞前需设定航拍参数[5]，并在地面上安置对应的控制点，控制点的绝对经纬度精确到厘米，方便处理航拍图像经纬度坐标。导入飞行照片时，选取最恰当的控制点并标记在图像中，标记面积以手掌大小为标准，呈十字或圆点形状。两个控制点间距控制在400~800 m，采用高精度定位仪器进行测量[6-7]。航拍完成后，利用专用软件将航拍图片和控制点信息导入电脑，输出电子地图勘探的正射图像。

1.2 站场无人机图像去噪

由于外部环境等因素，无人机图像内可能存在一定噪声，因此本文采用压缩感知方法实施图像去噪，展现更精准的图像细节数据。在压缩感知理论中，倘若信号是可压缩的，则使用一个与变换基无关的观测矩阵，将高维信号 X 投影至低维空间 Y，再利用重构方法将初始信号进行高概率重构[8]。信号测量的数学模式为：

$$a=\boldsymbol{\Phi}\times X=\boldsymbol{\Phi}\times\kappa\times b=\boldsymbol{\Theta}\times b \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{\Phi}$ 为高斯测量矩阵；κ 为稀疏表示系数；a 为 X 的测量值；b 为稀疏矢量；$\boldsymbol{\Theta}$ 为稀疏矩阵。

压缩感知信号重构过程主要围绕一个线性方程运算问题[9]，式（1）的未知数数量远多于方程数量，为一个不定方程，具备若干个解。由于 b 呈稀疏特征，若 $\boldsymbol{\Theta}$ 内任意列的信号数据为线性无关，则重构信号的方程组为：

$$\begin{cases}\min\limits_{\theta}\theta\\ \text{s.t. } a=\mu\times X=\boldsymbol{\Theta}\times\theta\end{cases} \tag{2}$$

式中，θ 为矢量范数；μ 为信号数据集。

若 n 维信号 X 是可压缩的，则对其采取投影变换，记作：

$$X=\Psi\times\theta \tag{3}$$

式中，Ψ、θ 均为投影系数。

压缩感知方法中通常采用小波基与多尺度集合分析策略得到图像稀疏表示，但铁路站场无人机图像具有复杂结构特征，利用单一基函数无法获取最优稀疏表示。离散余弦变换字典可采用更稀疏的模式描述图像，对周期信号具备优秀的分解性能，将信号能量汇聚在少量原子上[10]，获取图像关键结构特征。因此，本文创新性地利用离散余弦变换字典获得图像最优稀疏表示，提升去噪效果。

以离散余弦变换字典为稀疏表示基础，将图像时间序列的离散余弦变换过程定义为：

$$X_d(0)=\frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{n=0}^{N-1}x(n) \tag{4}$$

式中，$x(n)$ 为时间序列；N 为序列集合。

为快速准确实现信号重构，在受限等距特征的基础上，假设 $\boldsymbol{\Phi}$ 与变换基 γ 互不相关，则 $\boldsymbol{\Theta}$ 在满足式（5）的约束条件下，即可完成信号重构。

$$\left(1-\phi_{2k}\right)\|e\|_2\leqslant\|\boldsymbol{\Theta}\times e\|_2 \tag{5}$$

式中，e 为初始信号 X 在某个空间实施正交变换获得的稀疏矢量；ϕ_{2k} 为 $2k$ 阶常数。

贪婪算法的正交匹配追踪策略具有优秀的时效性，适用于大尺寸图像去噪，因此本文创新性地采用该策略去除图像噪声[11]。图像去噪的具体步骤为：①将一个 $U\times U$ 滤波窗口 G_{xy} 在含噪无人机图像 $I_0(x,y)$ 上移动，求解窗口中像素的最高、最低灰度值的差值，若差值高于临界值 H，则目标图像的全新灰度值为 $g(x,y)$，预处理后的含噪图像为 $I(x,y)$；②将 $I(x,y)$ 按照6×6的大小进行分块[12]，将离散余弦变换过完备字典看作稀疏表示的初始化字典，采用与变换基不相干的 $\boldsymbol{\Phi}$ 将稀疏变换后的高维信号投影至低维空间，获取只包含 M 维噪声矢量的观测值 ac，M 值越小，消除的噪声数据越多；③利用正交匹配追踪策略重构图像，设定字典索引集为 Λ_0，迭代数量为 h，利用最小二乘法获得信号近似解 $\hat{X}$，输出去噪后的无人机图像 $I_1(x,y)$。

1.3 电子地图高精度采集模型

将去噪后图像中的地理目标划分为建筑物、道路与工作人员3类，其余地物均归为背景。在不同目标类型中抽取不同尺度的样本，人工标记后构成训练集[13]。铁路站场作业范围大，仅凭借单一特征很难采集高质量电子地图信息，因此本文创新性地采用概率学习分类器融合地理目标颜色、纹理、形态、方位等

多类特征来评价不同目标在图像中存在的概率。

直方图能准确呈现图像颜色特征，本文利用图像的灰度、RGB色彩模式与颜色模型共6个通道的直方图来评估电子地图色彩特征[14]。设定样本目标为 D_i，样本灰色直方图为 L，则灰色直方图相似差异比 O 为：

$$O=\frac{\sum_{j=1}^{P^+}k\left(L_i,L_j\right)/P^+}{\sum_{j=1}^{P^-}k\left(L_i,L_j\right)/P^-} \tag{6}$$

$$k\left(L_i,L_j\right)=\sum_{r=0}^{R-1}\frac{\left(L_i(r)-v(r)\right)^2}{v(r)} \tag{7}$$

式中，P^+、P^- 为同类与非同类样本目标的数量；i、j 为直方图中的样本方位值；$k\left(L_i,L_j\right)$ 为样本之间的直方图相似度；R 为图像灰度级；$v(r)$ 为平均灰度值。

纹理特征可通过滤波器计算得到，本文采用Gabor和MR滤波器。计算时，因目标实体外形呈不规则形态[15]，颜色与纹理特征都是基于区域的描述，而铁路站场中的形态特征能更好地定义样本结构，提升信息采集准确性。设定航拍图像 Q 内全部像素的方向能量为 OE，则有：

$$OE=\left(Q\times f_1\right)^2+\left(Q\times f_2\right)^2 \tag{8}$$

式中，f_1 为高斯差分滤波器；f_2 为 f_1 的变形模式。

方位特征用于定义样本在图像全局内的占比和相对位置。本文采用目标和图像中心坐标的间距与目标所占图像比例，锁定待处理目标方位信息。学习的根本目标是探寻一种恰当的特征融合方案，通过高效精准的分类器分离初始信息内不同属性的特征，聚类同一属性特征。本文采用概率学习训练多特征分类器。设定样本目标的类型列表为 $A(n)=\{$建筑物、道路、工作人员、背景$\}$，依次标记为1、2、3、4。将样本目标的特征矢量与类型标记输入分类器进行训练，各特征均为一个弱分类器，每次迭代挑选一个最佳弱分类器，记作：

$$m_t(v,c)=\begin{cases}a'\times\varphi\left(v^{j'}>\sigma\right)+g' & c\in A(n)\\ k'^c & c\notin A(n)\end{cases} \tag{9}$$

式中，c 为目标类型；t 为迭代次数；a'、g'、k'、φ 为分类器训练参变量；$v^{j'}$ 为第 j' 维特征在训练样本中的响应。

经过 U 次迭代后，可输出强分类器，即

$$W(v,c)=\sum_{t=1}^{U}m_t(v,c) \tag{10}$$

特征标记时，利用 W 推导 D_i 类属 c 类目标的概率：

$$z\left(D_i,c\right)=\frac{1}{1+\exp\left[-W(v,c)\right]} \tag{11}$$

实现概率学习与标记后，采用上下关联空间平滑得到最终的信息采集结果。相同图层中目标间的相互影响与间距成反比[16]，邻近对象的信息对类型评估具有一定帮助，可观察相邻对象进行平滑改正，平滑过程为：

$$q'\left(D_{i,l},c\right)=q_1\left(D_i,c\right)\sum_{i=1}^{W'}q_1\left(D_{wi,l},c\right)\times\frac{\zeta_{wi,l}}{\zeta_{i,l}} \tag{12}$$

式中，$D_{i,l}$ 为第 l 层第 i 个目标；W' 为邻近对象总数；$q_1\left(D_{wi,l},c\right)$ 为平滑改正后的标记概率；$\zeta_{i,l}$ 为第 i 个目标的边界长度；$\zeta_{wi,l}$ 为目标本身与相邻对象的边界长度总和。

同理，父子对象之间也拥有对应的继承关联，部分大尺寸目标的偏差可利用其子目标的统计数据进行完善，继承平滑运算公式为：

$$q'\left(D_{i,l},c\right)=q_1\left(D_{i,l},c\right)\sum_{i=1}^{B'}q_1\left(D_{bi,l},c\right)\times\frac{\zeta_{bi,l}}{\zeta_{i,l}} \tag{13}$$

式中，B' 为子目标总和；$\zeta_{bi,l}$、$\zeta_{i,l}$ 为目标及其子目标的面积。

依据不同类别进行标记，自上而下逐层交替对全部目标进行平滑处理；再利用投影将全部图层融合为一个图层；最后输出电子地图信息采集结果。

2　实验分析

为证明本文模型的可行性与有效性，利用Matlab软件进行实验分析，基于无人机影像的站场电子地图见图2，可以看出，该模型能清楚标注铁路站场的不同区域，决策人员可凭借电子地图信息发出工作指令，保障站场工作人员的人身安全。

为进一步验证模型的优越性，与ELK框架法、云计算法进行实验对比，通过信息熵和平均梯度分析3种方法的电子地图成像信息采集效果。信息熵是权衡图像信息丰富程度的指标，值越高，表明图像信息量增加得越多，信息采集精度越高，计算公式为：

$$H(x)=-\sum P(x)\log_2P(x) \tag{14}$$

式中，$P(x)$ 为地图信息 x 出现的概率。

平均梯度凸显了图像的微小细节与纹理变换特



a 无人机影像



b 影像电子地图

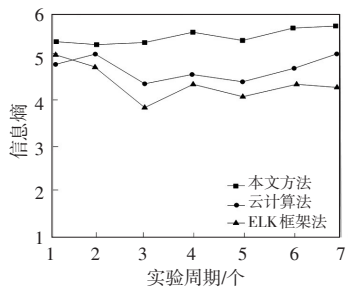
图2 本文模型的可视化电子地图成果

征，反映图像特征融合采集效果，值越高，表明图像清晰度越高，特征融合采集效果越好，计算公式为：

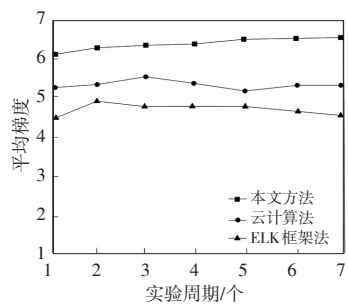
$$P=\sum\left|G(x,y)\right|\Big/(W\times H) \tag{15}$$

式中，$G(x,y)$ 为图像 G 在像素点 (x,y) 处的梯度幅值；W 、H 为图像的宽度和高度。

本文将实验次数设置为350次，50次实验为一个实验周期，比较各周期的信息熵均值（图3a），当实验次数较少时3种方法的结果较接近，随着实验次数的增加，本文方法的信息熵显著大于另外两种方法，



a 信息熵



b 平均梯度

图3 3种方法电子地图成像信息熵和平均梯度对比

有效改进了信息采集不全的缺陷，采集精度更高。相同实验背景下，3种方法的平均梯度对比见图3b，本文方法的平均梯度明显大于另外两种方法，运算稳定性强，不会因实验复杂度提升而产生较大波动，展现出独特的计算优势。

以某市铁路站场为例，设置8组实验并在站场内标记1 200个标记点，分别使用3种方法采集标记点信息，计算其正确匹配数量，结果见图4，可以看出，本文方法的成功匹配数量最多，ELK框架法次之，云计算法最少，因此本文方法的采集精度最高。本文方法创建信息模型时采用压缩感知算法进行图像去噪，可更精准地锁定待匹配目标位置，匹配率得到显著提高。

面对铁路站场繁忙的实际情况，信息采集效率成为衡量方法可靠性的重要指标。本文将信息采集次数设置为180次，30次为一个采集周期，结果表明本文方法的信息采集耗时在15 s之内，云计算法与ELK框架法均处于20~25 s之间，说明本文方法的信息采集性能更好，可在最短时间内得到令人满意的信息采集质量，极大提升可视化电子地图的可用性。

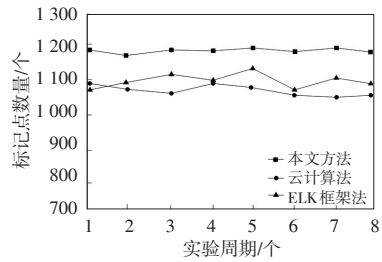


图4 3种方法站场标记点信息采集匹配数量对比

3 结 语

为满足铁路站场智能化作业的要求，本文提出了一种基于特征融合的站场可视化电子地图信息高精度采集模型。该模型基于无人机巡飞拍摄的站场实地图像，通过压缩感知方法有效去除图像中的噪声，进而融合站场不同目标对象的特征，实现了电子地图所需的各类信息的精准采集。实验结果表明，本文方法通过应用压缩感知技术有效提升了采集信息的信息熵，保证了信息的丰富性和准确性；能够显著改进传统方法中信息采集不全的缺陷，提高了站场标记点信息采集的匹配率；通过高效的特征融合与信息采集流程，大幅提升了站场信息的采集效率，为铁路站场的安全运营和列检作业提供了有力支持。

尽管本文方法在实验中取得了积极的效果，但仍

存在一些局限性。例如，模型对无人机拍摄图像的依赖性较高，对复杂天气或光线条件下的图像处理能力有待进一步提升。未来研究将围绕提高模型对复杂环境的适应性、优化特征提取算法以及实现更高效的信息融合机制等方面展开，以期进一步提升铁路站场智能化作业的安全性和效率。

参考文献

[1] 王瑞兵,晋超琼,张春帅,等. 基于三维数字地图的探测节点优化部署方法[J]. 火力与指挥控制,2020,45(5):178-182

[2] 王博. 双线铁路CRTS Ⅲ型板式无砟轨道布板设计系统研制[J]. 测绘与空间地理信息,2021,44(4):198-201

[3] 吴嘉琪. 一种基于ELK框架的地理信息动态时空数据获取与挖掘方法[J]. 测绘通报,2020(1):45-49

[4] 莫年发,谢锡锋,梁红. 基于云计算的农田规划区域信息采集系统设计[J]. 农机化研究,2020,42(5):201-205

[5] 袁磊,苏永华,张斌,等. 无人机摄影测量技术在铁路桥梁巡检中的应用[J]. 铁道建筑,2022,62(3):83-87

[6] 向锦武,阚梓,邵浩原,等. 长航时无人机关键技术研究进展[J]. 哈尔滨工业大学学报,2020,52(6):57-77

[7] 漆志军,邹海峰,于群松,等. 基于无人机RTK辅助定位技术的研究与应用[J]. 公路,2020,65(12):201-203

[8] 刘一畅,马伟,徐士彪,等. 基于卷积神经网络的边缘保真图像去噪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2020,32(11):1 822-1 831

[9] 唐丽丽,马宪民,商立群. 基于3维轴距与非局部均值的无人机巡检图像去噪算法[J]. 西安科技大学学报,2020,40(4):720-727

[10] 唐超,左文涛,李小飞. 结合修剪均值与高斯加权中值滤波的图像去噪算法[J]. 计算机工程,2021,47(9):210-216

[11] 陆焱,郭竞. 基于Curvelet变换的高频细节图像去噪算法[J]. 计算机仿真,2020,37(10):393-397

[12] 蔡改贫,汪龙,罗小燕,等. 基于分块处理的矿石图像多阈值二值化算法[J]. 矿业研究与开发,2020,40(12):153-157

[13] 郝志峰,李俊峰,蔡瑞初,等. 面向图文匹配任务的多层次图像特征融合算法[J]. 计算机应用研究,2020,37(3):951-956

[14] 谢星星,程塘,姚艳清,等. 动态特征融合的遥感图像目标检测[J]. 计算机学报,2022,45(4):735-747

[15] 宋元强,周良将. 基于双特征量和NSCT的多波段SAR图像融合算法[J]. 信号处理,2020,36(1):93-101

[16] 梁水波,刘紫燕,袁浩,等. 注意力和多重特征融合的图像局部特征检测及描述[J]. 传感技术学报,2021,34(8):1 075-1 081

（上接第95页）

[5] 齐小嫚,柯福阳.不同地形条件下台风对电离层TEC的影响[J].测绘科学技术学报,2019,36(4):353-358

[6] 单毅.不同分析中心电离层TEC产品精度评估[J].地理空间信息,2023,21(4):126-129

[7] 罗小敏,曹光胤,潘雄,等.联合半参数和长短期记忆神经网络的全球电离层TEC短期预报[J].地球物理学报,2023,66(5):1 807-1 819

[8] 汤俊,高鑫,李垠健,等.2018年8月磁暴期间北斗GEO卫星电离层TEC时空变化分析[J].测绘学报,2022,51(3):317-326

[9] 熊春宝,张子健,陈雯,等.海洋平台GNSS RTK监测数据的CVCEEMDAN-WT-SSA去噪算法[J].测绘通报,2023(4):163-166

[10] 孙德贤,欧同庚.结合CEEMDAN的改进小波阈值地下水温观测数据去噪方法[J].大地测量与地球动力学,2023,43(4):435-440

[11] 赵泉华,张杰,李玉.多尺度样本熵高光谱图像分类[J].测绘科学,2023,48(1):117-126

[12] 杨恒,岳建平,周钦坤.利用SVM与ARIMA组合模型进行大坝变形预测[J].测绘通报,2021(4):74-78

[13] 熊波,李肖霖,王宇晴,等.基于长短时记忆神经网络的中国地区电离层TEC预测[J].地球物理学报,2022,65(7):2 365-2 377

[14] 冯建强,宋昆仑.基于CEEMDAN-LSTM的桥梁变形时间序列预测研究[J].地理空间信息,2023,21(7):40-43

[15] 杨帆,车向红,王勇,等.城市共享单车需求的多特征CNN-BiLSTM预测方法[J].测绘通报,2023(8):113-119

[16] 鲁铁定,黄佳伟,贺小星,等.EWT-Elman组合模型短期电离层TEC预报[J].大地测量与地球动力学,2021,41(7):666-671

[17] 方佳辰,罗孝文,王国成,等.标准时频变换的台风期间电离层TEC异常分析[J].测绘科学,2023,48(4):79-87

[18] 张雯敏.2018年北京上空电离层TEC中潮汐波的变化研究[D].武汉:武汉大学,2022