

# 基于图像识别技术的隧道工程监控管理系统设计

何方圆

(北京市政建设集团有限责任公司, 北京 100045)

**摘要:** 针对现有技术中隧道工程故障诊断存在的弊端, 提出了一种利用巡检机器人进行智能化的监控管理方法, 本研究通过巡检机器人对隧道工程的进度信息进行采集, 通过图像识别技术实现隧道工程故障信息获取, 通过多传感器数据信息融合模型对采集的信息进行处理, 通过 GIS 技术对运维常的项目情况进行三维建模, 并利用视觉点对三维建模中三角形空间单元进行删减, 提高图像刷新率; 通过模拟实验, 本研究设计的巡检机器人监管方案的评价精度高, 得出采用本研究设计的可视化监管方案可以使评价得分提升了 21%; 大大提高了隧道工程故障诊断能力。

**关键词:** 隧道工程; 故障诊断; 数据信息融合; 三维建模; 可视化监管

## Design of Tunnel Engineering Monitoring and Management System Based on Image Recognition Technology

HE Fangyuan

(Beijing Municipal Construction Group Co., Ltd., Beijing 100045, China)

**Abstract:** Aiming at the technical drawbacks of tunnel engineering fault diagnosis in the existing technology, an intelligent monitoring and management method using inspection robots is proposed. The progress information of the tunnel project is collected by the inspection robot, the fault information of tunnel engineering is acquired by the image recognition technology, the collected information through the multi-sensor data information fusion model is processed, the 3D modeling of the normal operation and project of operation and maintenance through GIS technology are conducted, and the visual points are used to delete the triangular space units in the 3D modeling, and increase the image refresh rate. Through the simulation experiments, the inspection robot supervision scheme designed in this study has the high evaluation accuracy, and it is concluded that the visual supervision scheme designed in this research can improve the evaluation score by 21%, which greatly improves the fault diagnosis ability of tunnel engineering.

**Keywords:** tunnel engineering; fault diagnosis; data information fusion; 3D modeling; visual supervision

## 0 引言

在大型隧道工程运维过程中, 由于隧道内部与地面存在空间隔离, 隧道因其具有改善路网, 节约土地等优点, 逐渐成为公路建设的重要组成部分。但由于隧道具有空间狭窄、结构封闭、视线差等缺陷, 行车在隧道中容易出现交通事故, 也容易因为隧道的盲区导致灾难性事故, 由于隧道入口的行车无法获知隧道内的车辆信息, 使交通事故进一步扩大。一旦发生事故, 救援工作复杂困难, 而且容易造成严重的交通阻塞, 并有可能引发火灾, 从而引发灾难性的后果, 因此, 保证隧道行车安全至关重要。同时, 对于一些进入隧道内的常规车辆, 比如追查肇事司机、查询过往车辆, 常规的装置就很难实现。大量工程建设的进展情况, 但仍旧存在一些问题。

文献 [1] 在隧道工程建设中采用光纤传感技术实现隧道工程测量, 光纤传感技术由于其自身具有的技术特性, 能够实现数据信息的无线传输, 自动化程度高, 检测精度高, 而且能够实现数据信息的实时采集, 能够大大提高隧

道工程的诊断能力, 精度高。虽然预警能力提高, 但该方法成本较高, 难以普及。文献 [2] 通过应用分布式光学温度传感器实现隧道内电缆技术的检测, 通过隧道巡检机器人实现异常数据信息获取, 这种方法能够检测隧道内电缆故障, 并采用了拉曼分布式光纤温度传感器, 虽然精度提高, 但数据分析能力欠佳。

为了提高隧道工程故障诊断能力, 采用图像识别技术实现隧道工程故障诊断, 成本低, 故障诊断分析能力高。

## 1 隧道工程可视化监管方案设计

为了提高本研究的技术创新点, 本研究设计了一套图像识别技术实现隧道工程内数据信息获取和分析, 构建多传感器数据信息融合模型来对巡检机器人采集的多种数据进行汇总分析, 输出整个隧道工程的运维进度以及运维的相关细节信息。设计一种可视化管理系统, 该系统通过多传感器数据信息融合模型输出的数据是使模型中的各个单元进行交互, 使模型能够反映隧道工程的运维情况, 同时在系统终端通过对模型状态进行修改<sup>[3-4]</sup>, 该可视化管理系

收稿日期: 2022-04-26; 修回日期: 2022-05-30。

作者简介: 何方圆(1989-), 男, 河北沧州人, 大学本科, 工程师, 主要从事城市轨道交通、隧道工程、给水排水工程等方向的研究。

引用格式: 何方圆. 基于图像识别技术的隧道工程监控管理系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(11): 46-51.

统可以自动化的向运维具体负责人传输控制信息，高效的完成对隧道工程与模型的交互。隧道工程进行可视化方案的运维建构如图 1 所示。

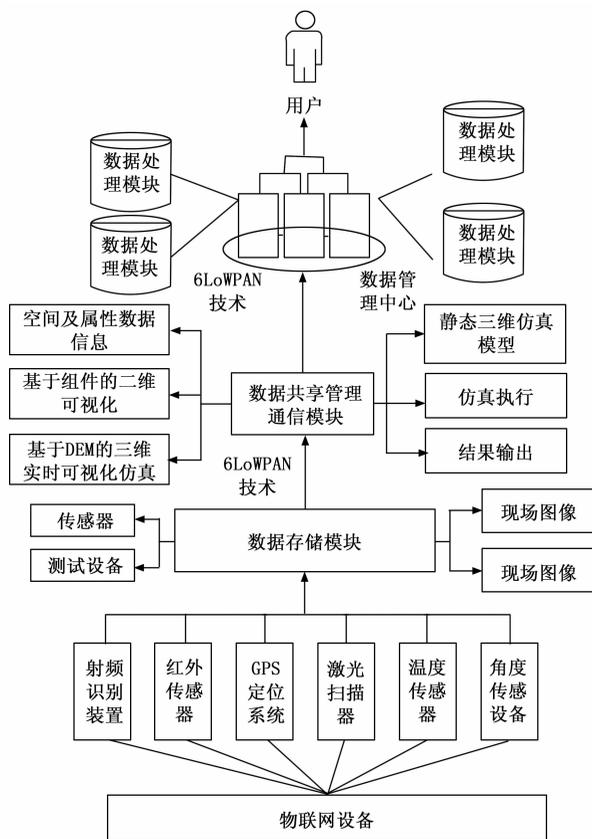


图 1 隧道工程可视化管理体系架构

如图 1 所示，本研究设计的运维可视化管理体系通过利用巡检机器人携带多种信息采集装置，通过多种数据采集装置采集运维进度信息，并将采集到的设备信息存储到数据库中，利用多传感器数据信息融合模型对数据进行处理<sup>[5-6]</sup>，并通过数据共享管理通信模块对数据进行处理，通过三维可视化模型对数据进行可视化展示，同时用户也可以通过三维可视化模型对运维进度进行修正，以此完成对运维进度的双向监督，双向管理<sup>[7-8]</sup>。

### 1.1 图像识别技术

该研究采用图像识别技术实现隧道内的烟、雾、火、温度的感测，通过报警系统及时提醒行人隧道内的情况以及车辆信息。能够对雾天、雨天、不同光线下的图片进行处理、识别，正确地识别图像中的车辆、车牌、行人，并对行车信息进行保存，方便后续的查询、跟踪。行人通过无线蓝牙通讯，当行车接近该研究时，可通过手机、PDA 与该研究进行无线通讯，用户通过手机或 PDA 获知该研究的信息<sup>[9]</sup>，更进一步地了解该研究的存储信息。

图像采集过程是在光源提供照明的条件下，数字摄像机拍摄目标物体，并将其转化为数字图像信号，最后通过图像采集卡传输给图像处理单元。在进行车辆车牌识别时，

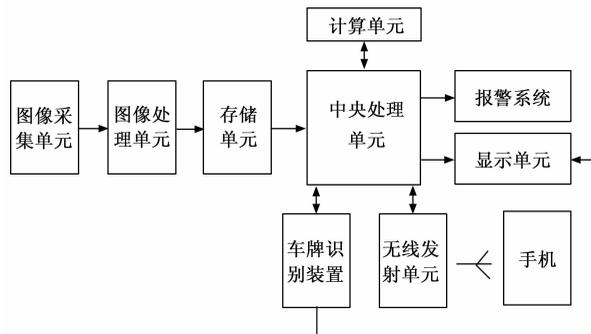


图 2 隧道工程图像识别原理架构图

车辆驶入时，图像采集单元首先对车牌图像采集，然后对车牌图像预处理，进行去噪，图片更加清楚，在对车牌图像进行分割，然后对车牌图形中字符识别，将是识别后车牌图形中字符存储，通过显示单元将车牌图形中字符显示。

在图像采集环节，一般通过 CCD 摄像头与视频卡直接连接完成的，在图像采集过程中，外界环境可能受恶劣天气、光照不均、亮度低、对比度太小、倾斜等影响，这些都会影响车牌字符的分割而降低了车牌识别率。对车牌进行预处理就是提高图片的识别率。

目标图像识别单元为基于 SPCA563B 芯片的图像识别单元，能够对目标图像提取单元提取的图像进行识别，对图像进行处理、分析，该单元具有图片识别与处理能力，其提供 320 × 240 的 8 位 CMOS 图像传感器接口，具有自动白平衡和获得参数控制功能，具有图像颜色校正和图像 Gamma 校正功能，同时也具有良好的减少噪声的滤波器<sup>[10-11]</sup>。

报警系统包括报警按钮、与所述报警按钮通过总线串联连接的感烟探测器、感温探测器、火焰探测器。所述中央处理单元设置有主板，所述主板上设置有主频为 1.86 GHz 的 Intel Atom D2550 处理器。

在该研究中，特征匹配目标计算单元是采用利用目标的局部模板在当前帧进行匹配获取目标候选区域，利用改进的距离加权彩色直方图计算候选区域与局部模板的相似度，结合直方图的相似度和卡尔曼预测确定目标的位置。在具体实施例中，在进行特征匹配时，首先要判断目标的运动状态，比如，新的行车目标的出现、旧的行车目标的消失、目标匹配、目标分裂以及目标之间的相互遮挡，在该实施例中，利用目标的运动特征建立数据关联矩阵判断目标的运动状态，然后对各状态分别进行针对性的处理<sup>[12]</sup>。

在进行目标跟踪前，需要检测出场景出现的目标，在具体应用中，通过目标检测模型进行目标检测计算，为了能够实时对目标进行跟踪，在具体应用中采用背景建模来提取摄像机场景中的目标轮廓，实用混合高斯计算模块对视频场景进行建模，利用背景减除单元提取前景目标，然后利用形态学滤波器关联断裂的目标并去噪声，最后根据场景中目标的尺度阈值过滤掉尺度较小的目标，最终获得当前帧出现的运动目标的轮廓外接矩形。根据外形特征，再调用模板进行匹配，在匹配过程中，由于各模板中的前

景和背景的像素比不同以及各模板尺度差异等因素,使得仅根据匹配度确定最终匹配区域是不合理的,模板匹配的最有匹配区域仅仅只能作为候选区域,因此为确定目标的位置,还需要结合目标的其他特征进行精确匹配。与其他特征(比如,纹理、梯度直方图等)相比,目标的颜色特征对图像的尺度、方向、视角的依赖性较小,在该研究一个具体实施中,采用颜色特征对模板匹配的结果进行进一步的精确匹配<sup>[13]</sup>。

图像处理单元可以不仅可以处理图像,还具有视频图像处理的功能,图像处理单元利用计算机视觉技术与数字图像处理技术能够处理道路上交通监控的实时视频图像信息,达到运动车辆自动检测、运动状态预测、车辆自动跟踪等目的,从而自动快速检测车道变换、超速、慢速、停止、交通阻塞等事件及进行车型、平均车速等交通参数的统计,并自动记录相关数据。

### 1.2 多传感器数据信息融合模型

由于巡检机器人采用多种形式的传感器,需要对采集到的数据信息进行融合,以提高数据采集和处理能力。多传感器数据信息融合模型,如图 3 所示。

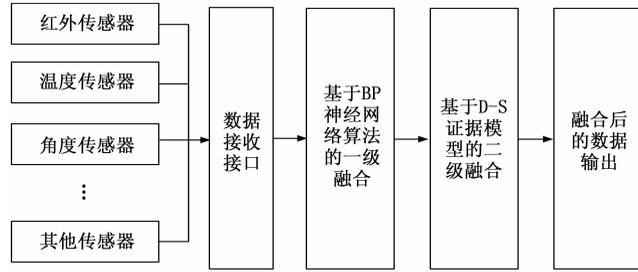


图 3 多传感器数据信息融合模型

设多种传感器输入的数据信息集合记作为  $W = \{x_i\}$ , 融合后的输出传感器指标数据结合为  $H = \{1, 2, \dots, N\}$ , 多种不同的数据传感器数据点  $x_i$  和  $x_j$  信息之差距离为  $D_{ij}$ , 为了提高不同传感器数据处理能力, 将不同数据传感器数据之间定义为距离  $D_c$ , 通过这种方式进而输出隧道运维数据信息集中, 然后选择隧道运维采集到的不同数据中心点的局部密度特征量  $\rho$ <sup>[14]</sup>, 通过以下函数表示:

$$\rho = \sum_{w \in H} \delta^{-\langle \frac{D_{ij}}{D_c} \rangle} \quad (1)$$

式中,  $\delta$  表示为隧道运维不同传感器数据之间的关系因子。在  $D_{ij} < D_c$  的情况下, 如果  $\{\theta\}_{i=1}^N$  表示隧道运维数据信息中降序排序下标序, 设置两个不同的聚类中心特征值, 则有  $\lambda = \rho\delta$ , 然后按照一定的降序进行排列, 则有  $\{\lambda\}_{i=1}^N$ , 然后对输入的数据信息进行一次融合和二次融合, 其中再进行一次数据融合信息中, 通过构建 BP 神经网络实现。为了提高数据融合能力, 再修正网络权值和阈值降低梯度方向误差, 然后启动 sigmoid 函数<sup>[15]</sup>, 在数据处理过程中, 作为隐含层激励函数, 神经网络模型中的各神经元权重系数迭代方程通过以下公式表示:

$$M_i(\chi + 1) = M_i(\chi)\alpha_i + \frac{\tau \omega}{\beta_i} \epsilon_i \quad (2)$$

式 (2) 表示  $(M_i, K_i)$  神经网络算法模型中的网络权值,  $\chi$  为神经网络算法模型中的阈值,  $\alpha_i$  为神经网络算法模型中的数据输入节点,  $\beta_i$  表示为神经网络算法模型中的隐含节点,  $\epsilon_i$  表示为神经网络算法模型中的输出节点,  $\tau$  为神经网络算法模型中的加权因子,  $\omega$  表示为神经网络算法模型中的步长<sup>[16]</sup>。

所有传感器融合后的数据信息的误差公式可以为:

$$E_w = \sum_i \frac{M_i(\chi)(\epsilon_i - \alpha_i)^2}{2\omega} \quad (3)$$

由于输入层中特征参数不同, 维度也不同, 用  $\omega$  表示。其中用  $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$  表示为神经网络算法模型的输入层神经元, 则经过一次数据融合后的数据信息表示为:

$$Y = \sum \frac{M_i(\chi)\beta_i E_w + (\epsilon_i - \alpha_i)^2}{2\omega\omega} \quad (4)$$

然后再进行二次数据融合, 采用 D-S 证据模型能够将多种建筑运维数据信息实现全局融合, 提高数据信息的融合度, 假设存在  $m: 2^S \rightarrow [0, 1]$ , 基本概率分配函数用识别框架  $S$  表示, 在函数方程中, 存在基本可信数  $m(B) \in [0, 1]$ , 在该函数方程中, 数据的概率分布存在这样的数据属性:  $\forall B \subseteq S$ . 由于隧道运维中各种证据数据信息来源不同, 则会输出  $n$  个不同的隧道运维可视化基本概率分配函数<sup>[17]</sup>, 在多种数据传感器输出后的信息中,  $m_1, m_2, \dots, m_n$  分别表示相同识别框架  $S$  上不同隧道运维信息, 则输出的多信息融合模型可以通过以下公式表示:

$$\begin{cases} m(\phi) = 0 \\ m(B) = Q \sum_{B \subseteq \theta} \prod_{1 < i < n} m_n(B), B \neq \phi \end{cases} \quad (5)$$

其中的  $Q$  为 D-S 证据模型中的冲突权值。当  $Q \neq 1$ , 表示 D-S 证据模型中输出的证据不同, 当  $Q = 1$ , 表示 D-S 证据模型中的证据存在冲突行为。

通过上述二次数据融合, 实现了多种传感器数据信息的融合。

### 1.3 基于 GIS 技术的可视化仿真

本研究利用 GIS 技术设计动态可视化仿真模型, 其中针对于模型进行变形处理, 通过对组成元素进行坐标变换, 使三维模型在屏幕上以二维图形进行显示, 通过实验控制器进行设计合适的用户界面, 分析用户输入的内容提供合适的响应方式。

在对隧道数据进行分析的过程中, 本研究采用层次模型的细节生成方案, 方案通过设计一种均匀的高度场来对隧道进行处理<sup>[18]</sup>, 分析建立隧道矩阵, 在水平二维空间中建立空间坐标系, 其中高度通过空间坐标函数  $z(x, y)$  来表示。

在模型建立的过程中需要分析真实空间中的坐标到模拟建立的模型中的坐标过程中发生的偏差。其中在获取真实坐标时需要对其进行测量, 这将可能发生一定的偏差; 在模型投射到屏幕上的图像同样会发生误差。

在真实空间坐标测量误差中, 由于不同高度场中的物体通过测量获取其与原点之间的偏差, 可以计算出不同空间位置的坐标变换<sup>[19]</sup>。通过分析各个点之间的偏差, 其中

递增的误差如式 (6) 所示。

$$\hat{\epsilon}_i^{inc} = \max_{t \in T_i} \{\hat{\delta}_{i,t}\} = \left| z - \frac{z_l + z_r}{2} \right| \quad (6)$$

如式 (6) 所示，通过将点  $i$  的坐标垂直误差定义为  $\hat{\delta}_{i,t}$ ， $= |z_i - z_r(x_i, y_i)|$ ，其最大偏差就如式 (1) 所示，通过逐级的精细化处理，可以提高空间坐标的精度。在考虑空间坐标点  $i$  与其相关子节点的分析的最大误差如式 (7) 所示。

$$\hat{\epsilon}_i^{\max} = \max\{\hat{\epsilon}_i^{\max}, \max_{t \in T_i} \max_{j \in D_{i,t}} \{\hat{\delta}_{j,t}\}\} \quad (7)$$

如式 (7) 所示，其中  $D_{i,t}$  表示为通过对三角形进行递归对分法所产生的子节点构成的数据集，就可以得出采用该方案进行误差处理，可以使其在构成的菱形图案中需要所产生的误差缩减为  $i$  与其子集之间的最大误差之间<sup>[20]</sup>。

在针对于计算屏幕空间的误差问题，本研究选择通过分析视觉方向和坐标与视觉点的距离进行屏幕误差分析，该方案可以通过更小的计算量实现误差的计算。其中投影误差分析图像如图 4 所示。

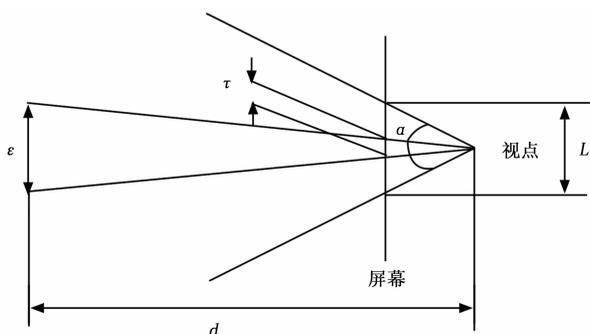


图 4 屏幕投影示意图

如图 4 所示，该图像表示为一个立体物体在屏幕上进行投影，其中屏幕的长度为  $L$ ，其人物视角的张角为  $\alpha$ ，需要被投影的线段长度为  $\epsilon$ ，人物视点与进行投影的物品之间的距离为  $d$ ，其中几何变换形式公式如式 (8) 所示。

$$\rho(\epsilon, P, e) = \lambda \frac{\|\epsilon\|}{\|e - p\|} = \lambda \frac{\epsilon}{d} \quad (8)$$

如式 (8) 所示，通过透视投影对模型数据进行投影，可以得出随着视点与投影物品之间的距离逐渐变大，其投影误差将会变小<sup>[21]</sup>。假设线段在屏幕中的投影长度为  $\rho$ ，那么其的长度如式 (9) 所示。

$$\rho = L \frac{\epsilon \times L \times \xi}{2 \times \text{tg} \frac{\alpha}{2} \times d} \quad (9)$$

如式 (9) 所示，其中表示为屏幕中线段在屏幕中所占的像素数。因为式 (3) 所设计的函数进行投影是进行投影到一个圆上，需要一个参数对其进行调节，使其变换成为一个平面投影<sup>[22-24]</sup>。本研究设计的 GIS 的可视化仿真通过数据采集模块进行采集相关地理和事物信息，通过采集的信息设计合理的分析模型，其基于 GIS 技术的动态可视化模拟仿真系统如图 5 所示。

如图 5 所示，本研究设计的动态可视化模拟仿真系统利用图像采集系统采集原始的外部图像数据，通过数据输

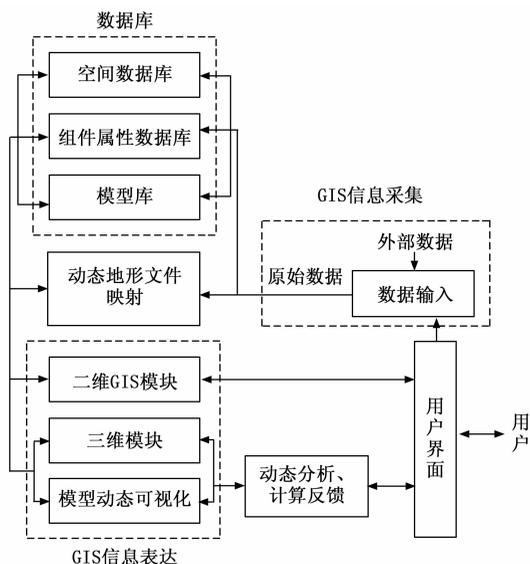


图 5 基于 GIS 技术的动态可视化模拟仿真系统

入接口输入数据库中，通过对采集的图像信息进行处理，分析图像中所包含的各个组成元件及其的相关属性<sup>[25]</sup>，并建立其空间中各个组成元素的空间坐标建立空间数据库，并根据实际采集的图像数据进行分析进行各个组成单元的虚拟模型，通过在动态的隧道文件夹中进行空间坐标的内存映射，利用二维的 GIS 技术进行模拟仿真分析，并且利用数据库中的相关数据建立三维模块，分析建立的三维模块实现三维的可视化数据处理模型<sup>[26]</sup>。

当利用 GIS 技术建立数字模型需要分析空间中各个组成单元之间在时间的交互关系，以此建立一个多组成单元相关交织形成的三维模型，该三维模型通过建立一个能够真实反映工程进度的静态和动态的时空信息的三维数字模型<sup>[27]</sup>，以此实现隧道工程的可视化仿真。

在对地理信息建立数字化建模时常采用不规则的三角网模型和规则的网格模型进行分析。其中不规则的三角网模型通过在隧道中设计选取不同的坐标点，利用坐标点之间进行连接，对隧道的全面覆盖，其中各个三角网之间完全不覆盖，通过三角网的变化体现出隧道的高低变化<sup>[28]</sup>。规则网格模型通过利用大小相同的栅形网格完全的覆盖地面，以此表示较为平坦的地面。用于大型隧道较为复杂，因此本研究选用不规则的三角网模型对隧道进行建模，其中针对于静态的隧道数据的流程如图 6 所示。

如图 6 所示，本研究通过航拍等图像采集方案采集大量的地貌图像和组成单元进行建立虚拟模型，通过相应的数据转化工具将采集的地貌数据转化成为建立的模型数据和贴图数据，通过模型数据建立建筑建设空间的三维模型，之后利用采集的图像分离出来的贴图对建立的三维模型进行贴图，以此实现静态三维隧道模型<sup>[29]</sup>。

## 2 模拟仿真

为了分析本研究设计的巡检机器人监管方案的可行性，

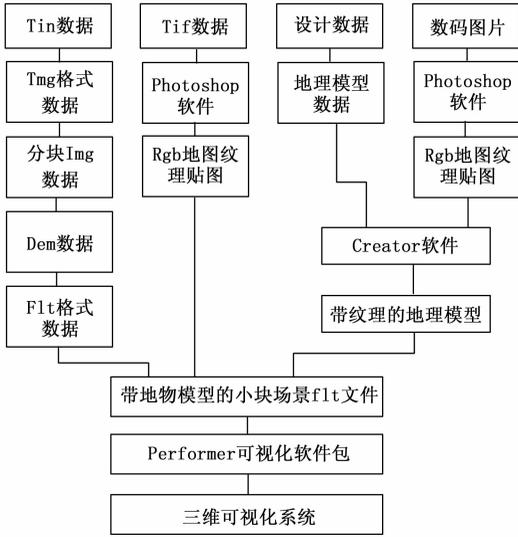


图 6 静态隧道处理流程图

本研究通过分析不同情况对算法所造成的影响，通过选择某地的一组隧道数据进行检验<sup>[21]</sup>。在本次实验中所选取的计算机模拟环境为：选用 Windows 10 作为操作系统平台，设置计算机内存为 32 G，Intel Xeon W-2145 CPU 3.70 GHz，本次模拟仿真实验的软件选取 matlab 7.0 软件，在本次实验中选取某市某地选取一组 1 025 × 1 025 规格的网格隧道数据进行分析。获取的图像信息如表 1 所示。

表 1 获取的图像信息表

组数	图像数/张	格式	帧数	视频图像/GB
1 组	10 000	非压缩 TIF	300	1 000
2 组	20 000	JPG	400	2 000
3 组	30 000	BMP	200	3 000
4 组	40 000	ECW	300	4 000
5 组	50 000	PIX	300	5 000
6 组	60 000	IMG	200	6 000
7 组	70 000	ENVI	300	7 000
8 组	80 000	HDR	300	8 000
9 组	90 000	avif	300	9 000
10 组	100 000	webp	200	1 000

实验设计将对对比本研究系统智能识别方法与 BP 神经网络智能识别方法的识别准确率性能。实验方法识别距离均在 50 米内（设置超过 20 米为远距离），识别是否火灾（X1）、是否交通拥堵（X2）与是否隧道烟雾报警（X3）这 3 种情况，并从这 3 个隧道运维图像中随机选择了 900 张图像，对比不同方法在不同距离条件下图像识别准确率，BP 神经网络识别结果图如 7 所示。

从图 7 可以看出，BP 神经网络的智能识别方法受到距离影响较大，在实验样本数据不断增加的情况下，识别准确率先是逐渐增加，然后逐渐减小，这表明 BP 神经网络的智能识别方法不能在大数据环境下进行智能识别，具有一定的局限性。相同条件下，关于本研究所用方法性能结果图如 8 所示。

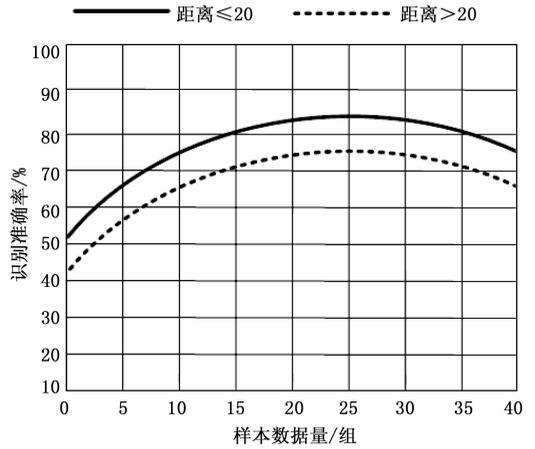


图 7 BP 神经网络识别准确率性能

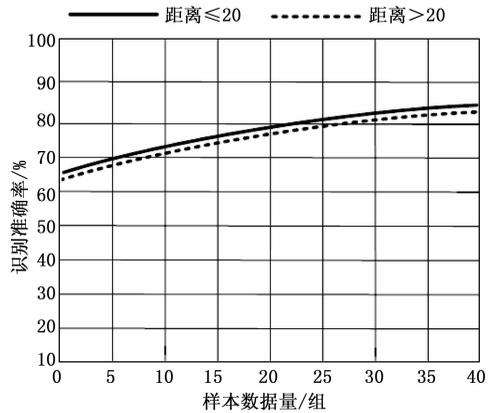


图 8 本研究系统识别准确率性能

从图 8 可以看出，相对于 BP 神经网络的智能识别方法来说，本研究系统的智能识别方法在距离小于 20 m 与距离大于 20 m 的环境下，识别隧道运维的准确率相差微乎其微，并且，在实验样本数据不断增加的情况下，识别准确率逐步增加，最高达到了 85%，具有良好的识别结果，从而证明本研究系统智能识别方法的有效性与适用性。

为了分析本研究设计的通过巡检机器人设计的可视化方案的效果，本次是通过采集用户对管理系统在视图细节准确性、视图反映速度和系统稳定性 3 个方面进行分析，并得出综合的评价得分，本次评价采用 5 个星级的评价标准，星级越高，用户的满意程度越高，并将本研究设计方案与 BIM 监管方案进行比较，其中用户对两种不同监管方案的满意度评价结果如图 9 所示。

如图 9 所示，其中黑色表示为对 BIM 运维管理方案的评价，白色的表示为本研究设计可视化管理方案，通过图像可以得出本研设计的可视化管理方案在 3 个评价指标中都高于 BIM 管理方案，其用户综合评价得分中本研究设计的监管方案得分提升了 21%。

### 3 结束语

针对隧道工程的监管方案，本研究利用巡检机器人对运维场地进行自动化的巡检，通过利用构建多传感器数据

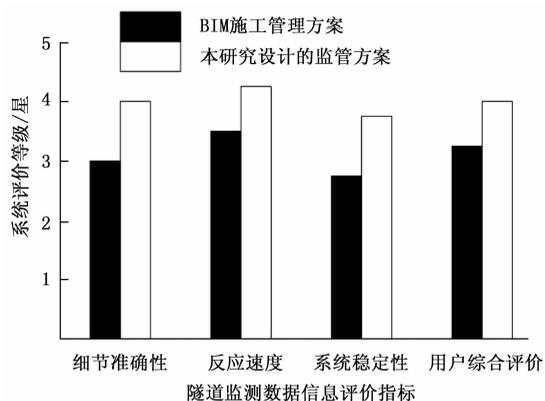


图 9 巡检机器人监管系统评价结果

信息融合模型对巡检机器人采集的数据进行分析,并利用三维模型为基础实现运维项目进行可视化管理,通过分析经过视觉点进行删减三角形空间单元的数量,可以提高模型的刷新效率,通过对各个不同的屏幕空间误差阈值进行分析,可以得知通过视觉点可以删减掉约 50% 的三角形空间单元。通过将本研究的巡检机器人监管方案与 BIM 监管方案通过用户评价进行比较,可以得出用户对本研究设计监管方案的评价得分比 BIM 监管方案高 21%,因此本研究的可视化方案更能满足用户的需求。

综上所述可以得出采用本研究设计的模型生成技术可以提高可视化图像的生成效率和屏幕刷新率,用户对所设计的监管系统有更高的满意度,但是由于在真实情况运行较少,可能会出现细节性问题,需要更进一步的优化。

#### 参考文献:

- [1] 李卫海,陈丽佳. 光纤传感技术下电力隧道自动化变形监测系统的设计与实现 [J]. 测绘通报, 2018 (6): 135-138.
- [2] 刘素蓉,胡钰骁,郑建康,等. 10 kV 电缆单相电弧接地故障引燃隧道的火灾动态仿真 [J]. 高电压技术, 2021, 47 (12): 4341-4348.
- [3] 陈舞,王浩,张国华,等. 基于 T-S 模糊故障树和贝叶斯网络的隧道坍塌易发性评价 [J]. 上海交通大学学报, 2020, 54 (8): 820-830.
- [4] 郝用兴,刘玉洋,马子领,等. 基于 DE-BP 神经网络的盾构推进液压系统故障诊断 [J]. 中国科技论文, 2018, 13 (10): 1142-1147.
- [5] 金若翊,王康伟. 隧道内远距离配电线路断路器保护灵敏度的探讨 [J]. 隧道建设, 2018, 38 (5): 753-756.
- [6] 周鹏,孙晓繁,白晓天,等. 基于 BP 神经网络的全断面岩石隧道掘进机刀具系统故障预测研究 [J]. 沈阳建筑大学学报: 自然科学版, 2021, 37 (6): 1133-1139.
- [7] 黄聪,陈伟杰,苏栋,等. 地铁隧道结构病害成因分析及故障树模型综述 [J]. 现代隧道技术, 2020, 57 (S01): 264-272.
- [8] 于丽,刘雨竹,郭晓哈,等. 基于故障树方法的铁路隧道紧急救援站间距分析 [J]. 铁道标准设计, 2022, 66 (2): 111-116.
- [9] 张云佐,宋洲臣,郭威,等. 融合分层连续梯度特征的高铁

隧道漏缆卡扣检测 [J]. 光学精密工程, 2022, 30 (3): 331-339.

- [10] 张云佐,宋洲臣,杨攀亮. 基于 MD-LBP 关联方向特征的铁路隧道漏缆卡扣检测算法 [J]. 北京交通大学学报, 2021, 45 (5): 101-107.
- [11] H. DAVID J, HEEDAE P, ASREGEDEW W. Framework for Integrating and Assessing Highway Infrastructure Data [J]. Journal of Management in Engineering, 2016, 32 (1): 04015028.
- [12] XU Z, ZHANG Y, XU X. 3D visualization for building information models based upon IFC and Web GL integration [J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75 (24): 17421-17441.
- [13] LI H, LIU H, LIU Y. AN object-relational ifc storage modelbased on oracle database [J]. International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing &S, 2016, XLI-B2: 625-631.
- [14] 王景春,王大鹏. 在役隧道结构多失效模式时变可靠性研究 [J]. 铁道标准设计, 2019, 63 (9): 91-96.
- [15] 耿明,刘德明,刘陈,等. 基于微结构光纤分布式传感的铁路隧道门智能防护技术研究 [J]. 红外与激光工程, 2019, 48 (7): 256-264.
- [16] 秦伟,余朝刚. 基于 STM32 的数显轨距尺图像数据采集系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (1): 173-176.
- [17] 张怡佳,茅耀斌. 基于双流卷积神经网络的改进人体行为识别算法 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (8): 266-269.
- [18] 欧攀,路奎,张正,等. 基于 Mask RCNN 的目标识别与空间定位 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (6): 172-176.
- [19] 王祖武,丁健,魏文力,等. 基于无人机双目图像的线目标测量的研究 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (1): 61-65.
- [20] 段萌,王功鹏,牛常勇. 基于卷积神经网络的小样本图像识别方法 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39 (1): 224-229.
- [21] 唐贤伦,杜一铭,刘雨微,等. 基于条件深度卷积生成对抗网络的图像识别方法 [J]. 自动化学报, 2018, 44 (5): 855-864.
- [22] 卢伟,胡海阳,王家鹏,等. 基于卷积神经网络面部图像识别的拖拉机驾驶员疲劳检测 [J]. 农业工程学报, 2018, 34 (7): 192-199.
- [23] 陈娟,陈良勇,王生生,等. 基于改进残差网络的园林害虫图像识别 [J]. 农业机械学报, 2019, 50 (5): 187-195.
- [24] 刘嘉政,王雪峰,王甜. 基于深度学习的 5 种树皮纹理图像识别研究 [J]. 北京林业大学学报, 2019, 41 (4): 150-158.
- [25] 赵一,段兴,谢仕义,等. 面向特定目标自识别的交通图像语义检索方法 [J]. 计算机应用, 2020, 40 (2): 553-560.
- [26] 李文轩,孙季丰. 基于复合优化的深度玻尔兹曼机的路牌文字图像识别算法 [J]. 计算机工程与科学, 2018, 40 (1): 79-85.
- [27] 曹玉婷,赵众,袁洪福,等. 基于分子光谱图像识别的食用油快速分类研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39 (2): 659-664.
- [28] 林达坤,黄世国,张飞萍,等. 基于改进差分进化算法的鳞翅目昆虫图像识别方法 [J]. 林业科学, 2020, 56 (3): 73-81.
- [29] 郭小清,范涛杰,舒欣. 基于改进 Multi-Scale AlexNet 的番茄叶部病害图像识别 [J]. 农业工程学报, 2019, 35 (13): 162-169.