

基于WebGL技术的电力安全生产风险监测系统

蒋超伟, 杨拯, 弋立平, 张振宇

(国网宁夏超高压公司, 宁夏 银川 750000)

摘要: 为降低电力生产风险与电力生产事故发生概率, 设计一种基于WebGL技术的电力安全生产风险监测系统。以资源层、服务层和应用层为核心, 设计系统架构。在硬件设计中, 基于WebGL技术提供硬件3D加速渲染。在软件设计中, 建立风险评估指标与事故等级评价集合, 对不同的指标权重进行归一化处理, 构建评价集的隶属度矩阵, 计算生产风险综合评价。根据网络结构的联合概率编码得到后验概率函数并建立风险预警模型。实验结果显示, 该系统对电力数据的分类准确率在97%以上, 可见该监测系统精度较高, 可以较好地完成电力生产风险监测。

关键词: WebGL技术; 电力安全生产; 风险评估; 风险模型分类

中图分类号: TP277 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)01-0057-05

Power Safety Production Risk Monitoring System Based on WebGL Technology

JIANG Chao-wei, YANG Zheng, YI Li-ping, ZHANG Zhen-yu

(State Grid Ningxia EHV Company Yinchuan, Yinchuan 750000 China)

Abstract: To reduce the risk of power production and the probability of power production accidents, a power safety production risk monitoring system based on WebGL technology is designed. It designs the system architecture with the resource layer, service layer, and application layer as the core. In hardware design, WebGL technology is used to provide hardware 3D accelerated rendering. In software design, it establishes a set of risk assessment indicators and accident level evaluation values, normalizes the weights of different indicators, constructs a membership matrix of the evaluation set, and calculates the comprehensive evaluation value of production risk. It also obtains a posterior probability function based on the joint probability coding of the network structure and establish a risk warning model. The experimental results show that the classification accuracy of the system for power data is over 97%, indicating that the monitoring system has high accuracy and can effectively monitor power production risks.

Keywords: WebGL technology; safe production of electric power; risk assessment; risk model classification

0 引言

由于电力已成为了人们生活的必需品, 全社会对电力的需求与日俱增。截至今天, 人们的生活中已经不能缺少电力以及电力设备。然而电力行业在造福人类、促进经济发展的同时, 也存在着巨大的安全隐患。其生产工艺过于复杂, 发生危险后的后果也十分严重, 这导致电力生产过程中事故频发且风险较大, 电力生产工作人员面临着安全威胁。为防范这种不受控制的风险, 需要对电力安全生产进行监测, 并设计一个可以监测风险的系统。在现有的安全生产风险监测系统中, 主要从技术应用、平台框架架构、算法分析等角度进行安全生产风险监测。如大数据分析、AR技术、激光传感应用、统计方法等。文献[1]为合理控制安全生产的风险程度, 使用层次

分析法获取了安全风险的风险预警评价模型, 并在量化评估风险参数的同时, 设置了一个风险预警系统。文献[2]则是以瓦斯浓度为监测目标, 在无线通信技术的作用下, 结合不同类型的传感器, 搭建了一个云平台系统。该系统可以稳定监测空气中的瓦斯浓度, 并具备极高的系统灵敏度以及高效的运行机制, 能够在极恶劣的环境下完成工作内容。上述两类监测系统均具备极佳的数据分类能力, 但是不具备直观性。为获取可视化的数据结果, 文献[3]中基于建筑信息模型和Unity WebGL的监测系统, 通过图形引擎机制, 实现对数据的可视化处理。

结合上述内容, 本文综合设计系统架构以及硬件和软件, 得到了一个基于WebGL技术的电力安全生产风险监测系统。

1 系统架构

电力安全生产风险监测系统主要分为三个架构层

*基金项目: 国网宁夏电力有限公司培训教育资源开发与成果应用项目 (22zh03060)

收稿日期: 2023-11-16

次,分别是最上层的应用层、中间的数据服务层以及最下端的边缘数据资源层,其主要组成结构如图1所示。

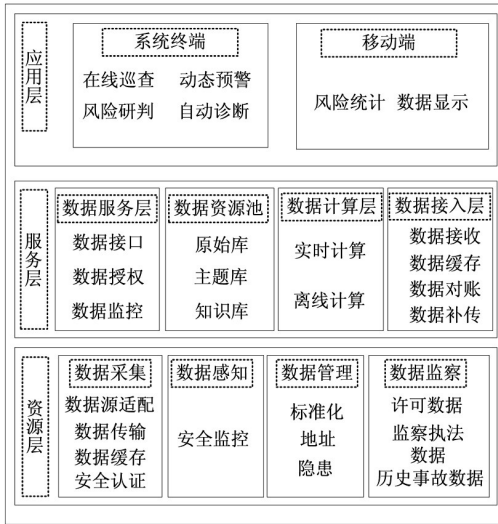


图1 系统架构

其中,资源层主要用于对数据的采集、感知、管理以及监察,寻找并监控合适的数源,对数据进行安全认证。经过一系列的处理后得到能够被缓存的数据,并将其保存在数据库中^[4-5]。在服务层,将平台空间分为四个部分,分别是数据服务层、数据资源池、数据计算层以及数据接入层。其中数据接入层与资源层对接,数据服务层则是与应用层对接,中间的资源池作为数据库保存已有数据,计算层则是可以对所有的数据进行实时计算与离线处理。应用层分为系统终端与系统移动端两个部分,终端在服务层以及资源层的辅助下,可以完成在线巡查、动态预警、风险研判、诊断四个环节,移动端则主要用于风险统计和数据显示。

WebGL技术是一种三维图形处理技术,在使用过程中,可以为浏览器提供一个三维图形的硬件加速渲染,从而达到提高图形显示速度,降低CPU使用率的效果^[6]。在该技术的基础上,图形显示设备的硬件层结构如图2所示。

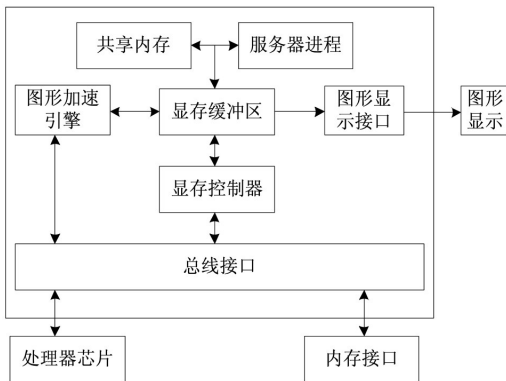


图2 图形硬件结构设计

在该图形硬件中,WebGL技术可以为HTML5 Can-

vas提供硬件3D加速渲染,以此得到图形加速引擎,并将数据连接到显存缓冲区和图形显示接口。在显存缓冲区内,图形资源通过各种方式对数据进行分类处理,可以显著提高其运算效率^[7]。且通过缓冲区的渲染指令,GPU进程能够同时完成读取命令和执行两个步骤。如此,浏览器下的媒体资源又可以在WebGL技术的支持下进一步加速。图形数据与总线接口可以通过两个线程连接。其一为直接连接,在图形加速引擎的作用下直接与总线相连,这样可以将不需要过度渲染的图形直接传输到处理器芯片中,提高数据处理的效率;其二为间接连接,经过显存缓冲区以及显存控制器的中转,连接到总线接口处,这样的连接方式可以显著提高图形的渲染能力,使其能够以更好的图像效果出现在图形显示界面。在总线接口的作用下,该硬件接口可以连接处理器芯片以及内存接口,在创建帧缓冲对象的基础上,将前后端的图形呈现在显示界面。

2 系统软件设计

2.1 计算生产风险综合评价

发电厂在生产过程中的风险指标体系主要可以分为以下几个方面。

表1 风险评估指标

目标层	因素层	指标层
B1	电力生产技术	系统功能设置C11
		生产应急预案C12
		生产工艺流程C13
		系统设备安全性C14
A	B2	组织结构C21
		规章制度C22
		安全文化C23
B3	电力生产环境	自然环境C31
		政治环境C32
		市场经济环境C33
		生产作业环境C34

通过表1所示的目标层、因素层以及指标层的架构,可以得到较为明确的风险指标体系^[8-9]。对该体系进行层次化处理,得到三类指标集合:

$$A = \{B_1, B_2, B_3\} \quad (1)$$

该集合表示三个因素层内的因素组成的目标层,其中A表示目标层,B₁、B₂和B₃则分别表示三个因素。从因素层到指标层,也有三个类似的指标集合:

$$\begin{cases} B_1 = \{C_{11}, C_{12}, C_{13}, C_{14}\} \\ B_2 = \{C_{21}, C_{22}, C_{23}\} \\ B_3 = \{C_{31}, C_{32}, C_{33}, C_{34}\} \end{cases} \quad (2)$$

集合中,C_{xy}分别为集合指标元素,其中x表示因素层

的类别, y 表示指标层在该因素层内的类别^[10]。

根据事故等级,建立相应的评价集,并结合不同的量值,可以得到:

$$H = [h_1, h_2, \dots, h_i, \dots, h_m] \quad (3)$$

式中, H 表示事故等级的评价集,共包括 m 个等级; h_i 则表示该评价集中的第 i 个事故等级^[11]。通过不同层级下因素指标的重要程度,对其赋予不同的权重,结合因素权数,对其进行归一化处理:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^3 a_i = 1 \\ \sum_{j=1}^4 b_{ij} = 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中, a_i 和 b_{ij} 分别表示不同风险源下的指标因素权数。在归一化的因素权重下,建立其对于评价集的隶属度关系矩阵:

$$H_i = \begin{bmatrix} f(h_{i1}) \\ f(h_{i2}) \\ f(h_{i3}) \\ f(h_{i4}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, h_{ij} 表示第 i 类风险源中的第 j 个评价因素, $f(h_{ij})$ 则表示第 i 类指标权重系数。通过上述矩阵,可以得到该电力安全生产风险监测中的综合评价矩阵:

$$P_{ij} = A_{ij} \circ H_i = A_i \circ \begin{bmatrix} A_1 \circ h_1 \\ A_2 \circ h_2 \\ A_3 \circ h_3 \\ A_4 \circ h_4 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, P_{ij} 表示电力安全生产风险监测的综合评价; A_{ij} 表示第 i 个因素层下第 j 个指标层的权重; H_i 则表示第 i 个风险源。在上述方法的基础上,本方法可以获得电力安全生产的风险指标体系与权重,并计算风险的综合值。

2.2 建立风险预警模型

通过上述指标体系与权重的计算,可以得到电力安全生产风险的综合评价。在该综合值的基础上,建立风险预警模型,并建立应用在风险监测系统的软件中。设置一组数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,假设该数据中存在观察变量,则可以将其分为父节点与子节点的结构,并组合成网络连接集合,其中 X 为父节点,若干个 x_i 则为子节点。计算该网络结构的联合概率编码,公式为:

$$P(x|\lambda_s, K^T) = \prod_{i=1}^n P(x_i|P_{kp}, \lambda_i, K^T) \quad (7)$$

式中, $P(x|\lambda_s, K^T)$ 表示变量 x 在联合分布的概率;其中 λ_s 表示分布 $P(x_i|P_{kp}, \lambda_i, K^T)$ 的参数变量, K^T 是依据 K 分解而成的联合概率分布, $P(x_i|P_{kp}, \lambda_i, K^T)$ 则是一种局部分布函数。每一个选择都具备其最优特征参数,因此可以通过获取该选择的特征参数作为不确定度的特征值。

$$G_n(A_i, M_i) = \frac{|A_i|}{|A|} G_n(A_i) \quad (8)$$

式中, $G_n(A_i, M_i)$ 表示集合 A_i 在特征 M_i 中的不确定度; $G_n(A_i)$ 则表示经过分割处理后集合 A_i 的不确定度。在确定节点变量性质并为其确定节点概率关系以后,可以同步确定电力安全生产风险监测的预警区间。计算结构评分次序,并得到其后验概率函数:

$$\max_{F_k} [P(F_k, U_p)] = s_c \prod \max \left[\prod_{i=1}^n \frac{(q_i - 1)!}{(H_{ij} + q_i - 1)!} \prod_{k=1}^n H_{ij}! \right] \quad (9)$$

式中, $P(F_k, U_p)$ 表示后验概率函数,其中 F_k 表示网络结构, U_p 则表示该评分函数的数据集; q_i 表示第 i 个节点上存在的取值方式; H_{ij} 表示变量节点的数量^[12]。该函数值可以作为风险预警区间和预警信号的限界值,如表2所示。

表2 风险预警区间与预警信号

编号	风险等级	预警区间	预警信号
F1	极低风险	0 < P ≤ 15%	绿色(不报警)
F2	较低风险	15% < P ≤ 30%	黄色(不报警)
F3	中等风险	30% < P ≤ 50%	橙色(报警)
F4	较高风险	50% < P ≤ 70%	红色(报警)
F5	极高风险	70% < P ≤ 100%	闪烁红色(加强报警)

通过表2所示的风险预警区间以及预警信号,可以在电力风险安全生产风险监测系统中建立一个风险预警模型。

3 系统测试

3.1 风险等级设置

为验证本文设计的电力安全生产风险监测系统的有效性与实用性,进行如下模拟验证。将某电力企业某段时间内的生产数据作为本次实验的初始数据,对训练数据进行标准化转换,并训练实验模型,设定实验参数。设置本实验中电力安全生产的风险等级,如表3所示。

表3 风险等级

编号	等级名称	实际状态
1	极低	事故发生概率极低,仅在10%以下
2	较低	有一定概率发生事故,约10%-30%
3	中等	可能发生事故,概率约为30%-50%
4	较高	有较高概率发生事故,约为50%-70%
5	极高	极有可能发生事故,概率约为70%-90%

表3中所示的风险等级最重要的作用就是将电力安全生产风险量化,结合以上五个标号的风险等级,设置监测系统中的五个判定级别。在以下测试环境中,需要对初始数据进行分类处理,将其归类为以上五个等级中的任意一种。

3.2 模型分类效果

选择初始数据中的500条数据作为模型分类的样本,其中五个等级的风险样本各100条。设置节点数量为20,

通过100步的训练,使模型达到预期的网络误差,其训练结果如图3所示。

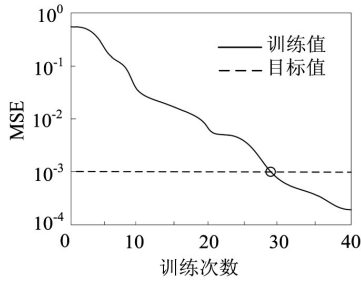


图3 训练结果

如图3所示,随着训练次数的增加,训练误差在不断减小。将目标值设置在 10^{-3} ,在第28次训练时该模型的训练误差降至预期值,此时即达到了训练目标。由此可见,本实验中,可以将训练次数设置为30次。

使用上文中的分类模型对这500个训练样本进行分类,以表1中所示的5个分类等级为核心,得到该模型的分​​类效果图。

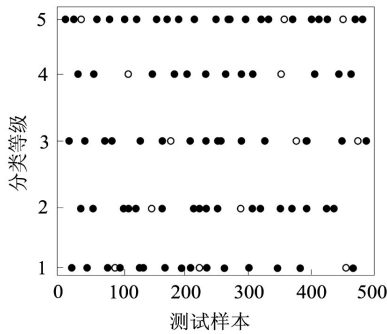


图4 风险监测模型分类效果图

如图4所示,在上述测试样本中,共有500个范例。将这些样本分别进行分类处理,其中黑色的点代表正确分类的样本,白色的点代表被错误分类的样本,依据样本点建立该模型的混淆矩阵,如表4所示。

表4 模型混淆矩阵

分类编号	样本编号				
	1	2	3	4	5
1	96	1	3	0	0
2	1	99	1	0	0
3	2	0	95	0	0
4	0	0	1	98	3
5	1	0	0	2	97

结合该表格中的内容,对五个等级风险样本的分类过程中,其正确分类的数量分别为96、99、95、98、97,在表4中呈对角线分布。500条样本分错的共有15条,占据总样本数量的3%。

3.3 不同系统性能对比

为进一步验证本文设计的基于WebGL技术的电力

安全生产风险监测系统的有效性,以及该系统与其他系统相对比的优越性,分别计算几种模型的分类准确率,如图5所示。

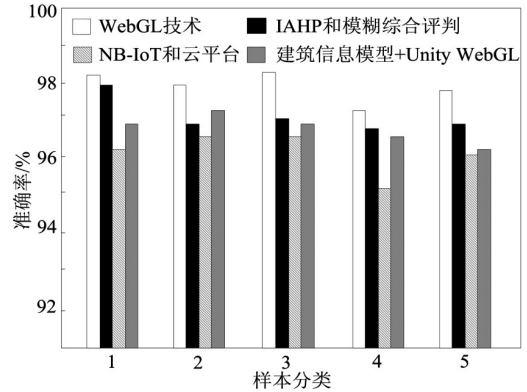


图5 不同风险监测方法准确率对比

在图5中,所有风险监测分类的准确率均在95%以上,其中本文设计方法所得到的准确率均不小于97%,其余三种系统的准确率则分别为96%–98%、95%–97%、96%–97%。通过上述实验结论可知,本文方法针对不同风险等级的分类准确率明显高于其他三种方法,本文的电力安全生产风险监测系统性能更好。

4 结束语

本文设计了一种基于WebGL技术的电力安全生产风险监测系统,该系统可以通过WebGL技术的可视化技术,提高图形与图像数据的缓存与渲染能力,进而提高系统图像的处理效率。在软件方面,则通过计算风险综合值与建立风险预警模型的方式,为该系统的风险设置一个预警的标准值,从而实现风险监测的目标。在下一步研究中,可以结合实际案例的仿真结果,进一步对事故风险进行细分,从而提高风险监测的精度。

参考文献:

- [1] 肖遥,张东胜,董博恺.基于IAHP和模糊综合评判的企业安全风险预警系统研究[J].北京化工大学学报(自然科学版),2020,47(5):109–117.
- [2] 肖军,刘洲洲,王琳,等.基于NB-IoT和云平台的瓦斯浓度监测与预警系统的研究[J].机床与液压,2021,49(6):60–63.
- [3] 李鑫生,郑七振,吴露方,等.基于建筑信息模型和Unity WebGL的施工信息智能化监测系统关键技术的研究[J].工业建筑,2022,52(2):186–195.
- [4] 张江石,朱金梅,梁云飞,等.基于NVivo与集对分析的自然资源领域安全生产风险研究[J].中国安全生产科学技术,2022,18(1):36–41.
- [5] 王恩元,李忠辉,李保林,等.煤矿瓦斯灾害风险隐患大数据监测预警云平台与应用[J].煤炭科学技术,2022,50(1):142–150.
- [6] 李兴华,王媛媛,袁子龙.基于新一代信息技术的化工园区

(下转第136页)