

基于计算机数据算法模型的交通流数据分析

吕庆礼[†]

(南京长江都市建筑设计股份有限公司, 江苏 南京 210000)

摘 要:针对交通流数据分析滞后, 交通规划效率不高等问题, 提出了一种基于计算机数据算法模型的计算机数据算法数据分析方法, 该方法采用基于 S3C6410 处理器的采集模块对影响交通流的数据进行采集或者分析, 在进行数据信息采集时, 还通过 JZ863 的无线传输模块实现数据信息传输, 并通过神经网络算法模型提高了交通流数据信息分析能力。实验结果显示, 本研究系统检测到发生故障的数据量数高达 4735 个, 交通检测精度较高。

关键词:交通流数据; 计算机数据算法; 交通流; 交通检测

中图分类号: TP37

文献标识码: A

Traffic Flow Data Analysis Based on Computer Data Algorithm Model

LYU Qingli[†]

(Nanjing Yangtze River Urban Architectural Design Co., Ltd., Nanjing, Jiangsu 210000, China)

Abstract: Aiming at the problems of lagging traffic flow data analysis and low efficiency of traffic planning, a traffic flow data analysis method based on computer data algorithm model is proposed. This method uses the acquisition module based on S3C6410 processor to collect or analyze the data affecting traffic flow. When collecting data information, the data information is also transmitted through the JZ863 wireless transmission module. The analysis ability of traffic flow data is improved through neural network algorithm model. The experimental results show that the traffic detection of this research system is realized by using the parallel acceleration model. The time is the shortest, which is less than 30ms. The number of data that have detected failures is up to 4735, and the traffic detection accuracy is high.

Key words: traffic flow data; computer data algorithm; traffic flow; traffic detection

交通统计数据显示,截至 2020 年,我国城市轨道交通里程总数超过 5800km,近三年来新建并开通运营的线路有 2188.6km,高速发展的轨道交通为城市发展提供了条件^[1]。然而当前交通数据流分析中存在业务流程不规范、设计信息隔离不共享的问题,导致交通工程勘察数据不能得到充分利用,无法及时发现工程设计中存在的故障因素^[2]。

针对上述存在的问题,文献[3]系统基于模糊

集理论构建 QFD 模型,对交通数据流分析中进行的质量控制和信息管理,运用了粗糙层次分析法获取需求要素。但在数据采集和工程信息管理上缺乏统一的标准,这种方法虽然在一定程度上提高了工程质量评估和控制能力,但系统在实际应用中信息化实施不均衡。文献[4]系统应用 BIM 模型,提出一种结合动态故障树和概率模型检测的方法,通过动态故障树对交通数据流分析中进行建模,定量

收稿日期:2022-02-27

作者简介:吕庆礼(1978—),男,山东临沂人,硕士研究生,研究方向:交通规划,交通设计,道路工程设计等。

[†]通信联系人, E-mail: beicuwu600342@163.com

分析其是否安全可靠。但系统的标准化和集成化程度不高,在具体的计算过程中评估能力低下,还需强化信息资源的整合。文献[5]构建了一种城市道路交通数据流分析中方法,这种方法在交通数据流分析中信息管理及故障因素分析时很难实现故障因素分析,在遇到交通数据流分析中进行图像空间交通检测,交通数据流分析中模型结构应用比较难,未涉及数据算法,也无法直接处理复杂模型的交通检测。

1 交通监测信息分析系统设计

针对前文指出的技术不足,本研究设计出交通流采集系统,对道路路口和中断的交通流进行实时

采集,对存在误差的数据进行多目标信号配时优化,采用拉丁超立方采样方法来构造交通流采样矩阵,以保证改进的优化目标的有效性。对交通数据流分析中进行图像空间交通检测,构造 AABB 层次包围盒,并用完全二叉树结构进行存储,遍历模型的层次包围盒树,检测模型每个节点发生的故障。本研究交通信息管理系统如图 1 所示。

本研究构建了一套交通信息管理系统,对于交通数据信息进行识别,根据交通行为分类规则并与目标对象的行为特征进行对比,输出交通数据流异常行为。设计出多通道数字视频采集设备,视频采集模块使用多个 TVP5158 芯片,支持 16 路的视频输入,加快了交通数据流监测视频传输的压缩编码速度,视频画面分辨率更高。

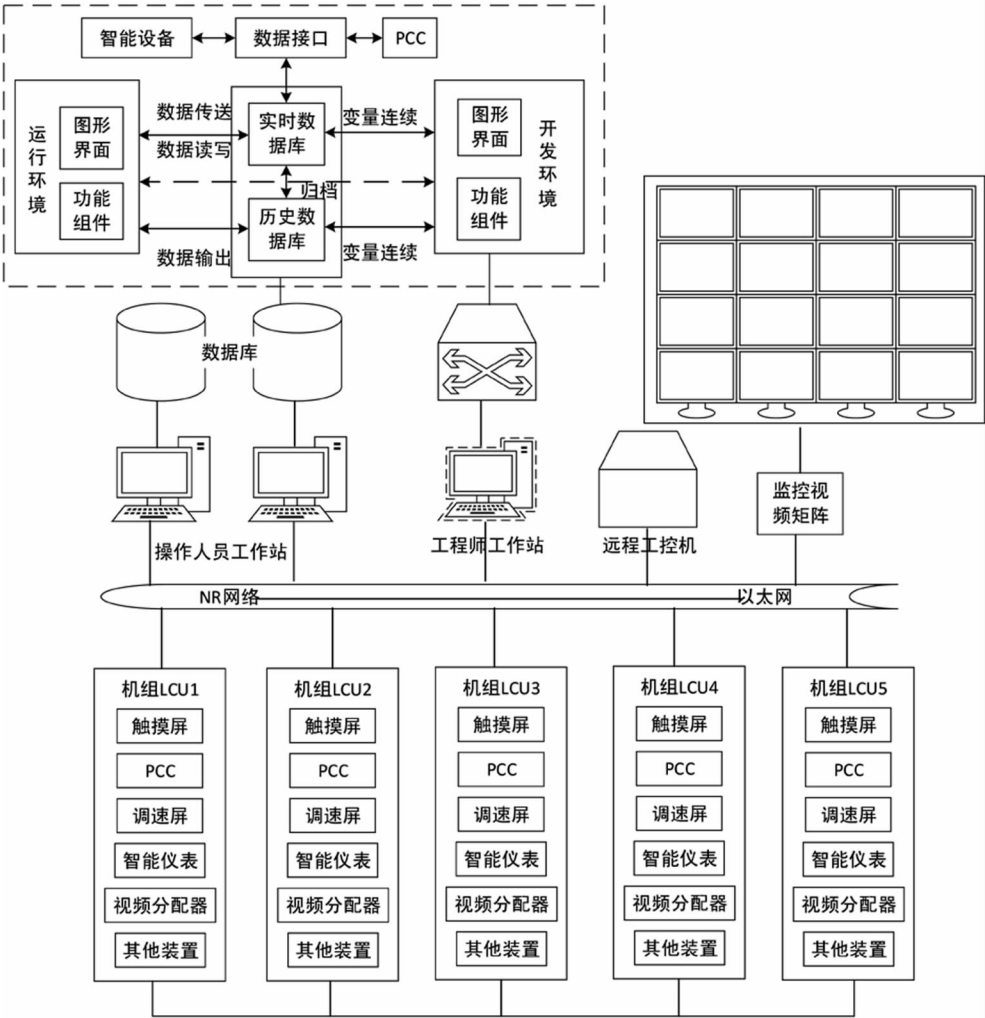


图 1 交通监测信息分析系统示意图

本研究监控系统由采集模块工作站、交通数据流远程监控工作站、远程工控机、监控视频矩阵、交通数据流监测机组控制设备组成。交通数据流远

程监控工作站提供系统软件的运行环境和开发环境,采集模块工作站将采集到的设备参数上传到数据库中,远程工控机通过通信模块发送命令对交通

数据流监测机组进行控制。软件系统具有实时数据库、视频监控控制、设置电气设备参数的极值、多种输入输出接口程序等功能模块^[7]。交通数据流远程监控工作站提供的软件运行环境中图形界面模块利用组态工具在监控系统的显示界面上显示出交通数据流监测设备的模拟图形,并将其属性变量和交通数据流监测设备的实时数据相关联,显示界面灵活设计,通过执行相应脚本程序控制被控对象进行对应的操作。系统模块将人机界面上的图像和信息与模拟对象联系起来,将交通数据流监测工作过程中的状态信息实时显示给采集模块。

本研究将整个业务应用划分为数据层、业务层和表示层。数据层服务端使用开源的 MySQL 数据库,保证多个用户同时与服务器端进行交互的高并发性需求,本地数据库使用 SQLite 数据库,完成原始数据的运算^[7]。业务层主要针对数据层进行操作,用来处理系统的业务处理规则、流程等内容,同时将表示层的用户操作反馈给数据层。业务层采用表引擎 InnoDB,易于数据库的扩展与维护^[8]。选用 JSON(JavaScript Object Notation)作为数据同步过程中数据传输的标准交互格式,通过将对象或数据封装序列化,缩短解析操作和反序列化所使用的时间^[9]。调用 Newtonsoft.Json 函数库封装成 JSON 对象,然后将封装好的 JSON 对象打包压缩后发给目标数据库。表示层用来展示业务层的反馈结果,用户根据数据信息化展示的结果进行操作和处理。采用 Activiti、JBPM、OSWorkflow、Shark 的基于 Java 的开源工作流引擎^[10],实现系统中业务流程自动化,将系统流程中的所有业务联系起来,按照预设的规定自动地传达文档、任务或信息。业务层实现了交通数据流分析中的工程管理、项目管理、信息管理和成果管理,提供在线审核功能,对设计中的故障进行修改和删除。

2 关键技术分析

2.1 交通流数据采集及处理

在交通数据流分析中需要考虑道路的交通流的大小,本研究应用视频采集技术对道路的交通流进行实时采集,对城市主干道路进行逐级分割,每一个采集路段都配置有两套采集设备用于道路的两个不同的行车方向,系统根据对应的设备号匹配路段的名称和方向。交通流数据采集系统如图 2 所示。

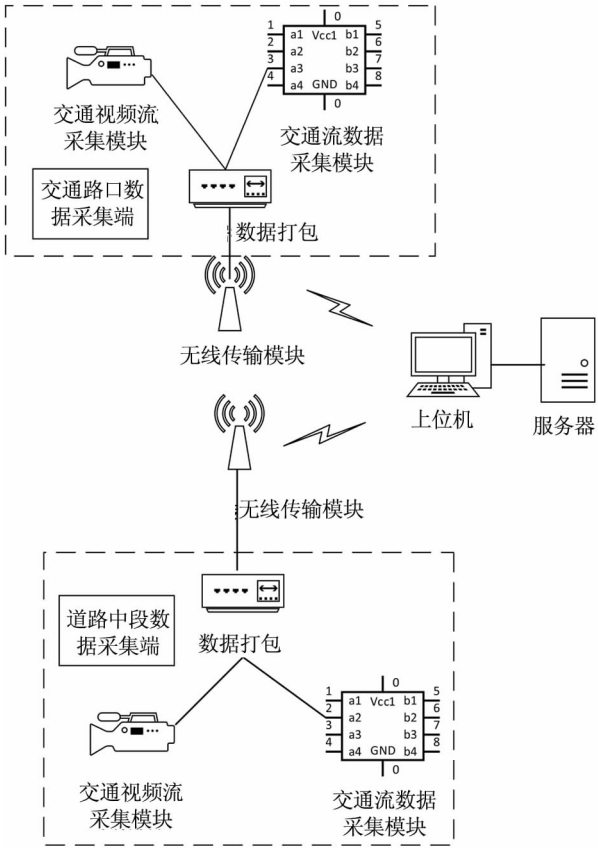


图 2 交通流数据采集系统

系统的每一套检测设备用于检测采集路段的同一个方向的多排车道,通过对摄像头采集到的视频流进行处理,把交通数据打包发送给系统的服务器进行处理。在交通流采集路段的终端安装一个检测节点,获取路段的各类交通参数后,根据车辆行驶速度判断当前路段的状态^[11]。交通流数据采集模块的核心芯片采用基于 ARM11 内核的 S3C6410 的 RSIC 处理器,使用 USB 接口驱动摄像头采集视频流,数据传输采用 JZ863 无线传输模块,通过连接开发板 RS232 串口与服务器进行同频段的异步传输^[12],在处理处理时,采用 LMS 自适应滤波方法提高数据处理能力。文中采用 LMS (least mean square) 自适应滤波的方法,该方法包括滤波过程与自适应过程两部分。滤波过程首先计算线性滤波器对输出对输入信号的响应,然后通过比较输出结果与期望响应产生估计误差,自适应过程根据估计误差自动调整滤波器参数,自适应控制算法用于寻找合适的横向滤波器抽头权值。整个过程如图 3 所示。

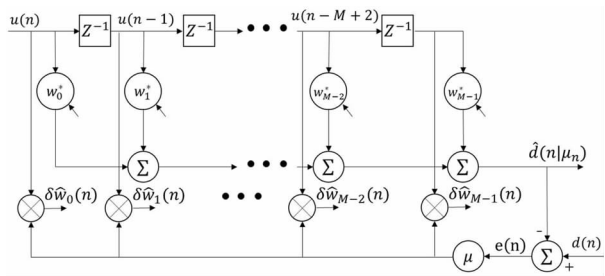


图 3 LMS 算法过程

在图 3 中, $u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)$ 为输入向量, 文中采集模块数据 M 表示滤波器阶数, 通过 LMS 算法估计相应的抽头权值为 $\hat{w}_0(n), \hat{w}_1(n), \dots, \hat{w}_{M-1}(n)$ 。为期望响应, $d(n)$ 估计误差 $e(n)$ 为 $d(n)$ 与滤波器输出之差, $e(n)$ 与 $u(n)$ 加入自适应控制部分构成闭环反馈系统, $\hat{d}(n | \mu_n)$ 为滤波器输出。通过这种方法, 提高了交通数据信息处理能力。

2.2 基于神经网络模型的交通数据流分析

下面设计可视化监控模型, 模型示意图如图 4 所示。

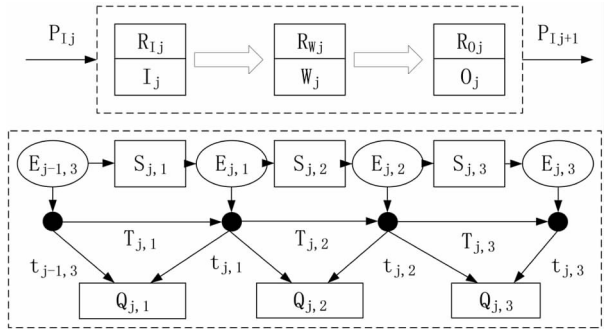


图 4 神经网络模型构建模型

在对交通现场进行数据监控时, 交通现场内的各种数据信息参数可以通过以下方法设置, 结合图 4, 标记交通数据信息事件集 $E_{i,j}$ 、状态集 $S_{i,j}$ 、交通状况集 $Q_{i,j}$ 、事件发生时间点集 $t_{i,j}$ 和状态持续时间集 $T_{i,j}$ 以及事件发生位置集 $L_{i,j}$ 和操作集 $R_{i,j}$ 等。通过针对多工序施工采用多个数据采集单元串联的方式进行监控, 假设以时间为表示的数据集合^[14-15], 则:

$$T_i = \sum_{j=1}^{n_i} T_{i,j} = t_{i,n_i} - t_{i-1,n_i-1};$$
$$T = \sum_{i=1}^m T_i = t_{m,n_m} - t_0 \tag{1}$$

在公式(1)中, T_i 为交通数据流获取时间; n_i 为状态持续时间集中的数据量; $T_{i,j}$ 为状态持续时间集; t_{i,n_i} 为发生时间点集; T 为整个交通监测所

消耗的时间; m 为获取的时间信息的数据量; t_0 为工序流程的开始时间。

通过对交通数据信息进行采集后, 启动卷积神经网络模型, 进而实现交通不同数据信息的分类或者计算或者剔除等, 根据采集到的数据信息, 能够自适应进行数据采集和计算, 避免数据过于庞大带来不便的麻烦, 通过算法模型后, 还能够实现不同结构的神经网络设置^[16], 设置不同, 评估内容则不同, 卷积神经网络架构具有突出的技术效果。图像识别方法如图 5 所示。

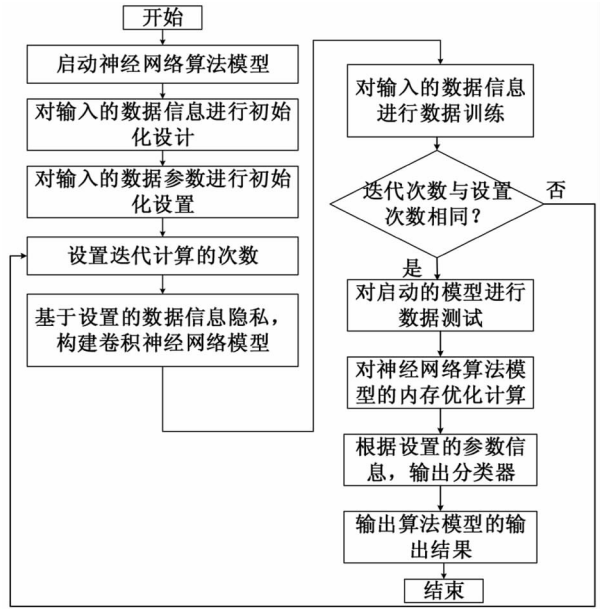


图 5 卷积神经网络算法模型流程示意图

如图 5 所示, 首先实现交通多种数据信息的参数, 并将损失函数融入图像识别算法模型中, 并加入 Adam 优化器实现不同数据信息的优化和数据加速提升。本研究卷积神经网络模型在结构架构上, 分为 2 层。其中第一层设置为 64 个 $3 \times 3 \times 3$ 卷积核, 第二层设置为 16 个 $3 \times 3 \times 3$ 卷积核。通过这种方式, 能够提高采集到的图像在数据平移和扩展过程中的数据稳定性, 在进行数据计算时, 应用模糊推理算法, 假设该算法输出的信息结果为 F , 则数据信息被分类后, 输出信息为 U_1 , 构建出的神经网络模型可以输出的结果为 U_2 。则 F 的输出公式可以为:

$$F = F_i | i \in M, F_i = [0, 1] \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} \tag{2}$$

公式(2)中, F_i 为输出信息集, i 为交通可视化异常输出的施工信息量; M 为交通异常总数据量; U_1 为输出信息; U_2 为神经网络模型输出的结果。 F_i 接近 0 时, 交通异常数据损失值小, 数据的融合

性能比较好。然后利用深度卷积神经网络对输入的数据信息进行训练,训练过程包括卷积层学习与下采样层学习。

在应用神经网络算法模型时,启动 h_1 和 h_2 , 分别表示神经网络模型中第 l 层卷积核的长度与宽度,公式有:

$$h = \{(\lambda, \gamma) \in N^2 \mid 0 \leq \lambda < h_1; 0 \leq \gamma < h_2\}$$

(3)

公式(3)中, λ 和 γ 为神经网络模型的步长。公式(3)通过不同的卷积组合后,输出的结果如下所示:

$$g_j^l = f(\sum_{i \in B_j} g_j^{l-1} \otimes h_{ij}^l) + v_j^l$$

(4)

在公式(4)中, f 为激活函数; B_j 为卷积参数; h_{ij}^l 为第 l 层卷积核的长度和宽度; v_j^l 为神经网络模型中第 l 层第 j 个特征图的偏置。在计算过程中,通过启动激活函数,用 c_i^l 表达 l 层神经元的激活函数。然后可以输出卷积神经网络的神经元 ∂ 。最后,再对下采样层 ∂ 进行函数公式表示,则有:

$$\partial_j^l = \theta_j^{l+1} [f(d_j^l) \otimes e(\partial_j^{l+1})]$$

(5)

$$c_i^l = f(d_i^l)$$

(6)

在公式(5)和(6)中, ∂_j^l 为采样层卷积神经网络的神经元函数; c_i^l 为 l 层神经元的激活函数; θ 为采样因子; θ_j^{l+1} 为 $l+1$ 采样层的第 j 个采样因子, d_j^l 表示神经网络模型中第 l 层的神经元, e 表示神经网络模型中第 j 个下采样层的操作神经元。下采样层在对数据的识别和学习过程中通过以下公式描述,则有:

$$g_j^l = f[\theta_j^l r(g_j^{l-1}) + v_j^l]$$

(7)

在公式(7)中, r 为神经网络算法模型中上采样层的下采样操作。然后通过深度卷积神经网络收敛,将神经网络模型内神经元最后一层全连接层作为输入到神经网络信息内的新图像特征^[20],通过公式表示为:

$$Q^i = \{Q_i^1, \dots, Q_{ns}^i\}$$

(8)

公式(8)中, Q^i 为新图像特征集。

然后对输入到神经网络模型内的数据集合 $Q^i = \{Q_i^1, \dots, Q_{ns}^i\}$ 规划聚类标签 z_{i+1} , 该信息输入则为神经网络下一次迭代时的网络输出。以此类推,通过这种方式,判断设置的迭代计算次数是否与实际的数量相等。当迭代次数相同时,则停止结算,最终输出计算结果。

3 应用测试

为验证本研究交通数据流分析中信息管理及

故障因素分析系统的性能,分别使用文献[3]系统、文献[4]系统和本研究系统进行实验,对比三种系统对交通数据流分析中的故障分析效果。实验环境中,内存为 8 GB,处理器为 Intel Core i5-4200M @2.50GHz,操作系统为 Windows 7,开发工具为 Visual Studio 2017,开发环境为 OpenGL 3.3,运行环境为 Framework 4.0,数据库为 MySQL。本研究实验使用 OpenGL 相应的绘制函数,在三维场景中构建任意的几何模型,借助 OpenGL 投影变换来实现全方位角度观察,通过模型空间坐标变换,使得模型可以按照合适的大小显示在观察窗口中。基于交通数据流分析中数据建立模型进行交通检测,交通数据流分析中数据如表 1 所示。

表 1 交通数据流分析中数据

数据名称	字段	数据类型	数据量
工程 ID	ID	BIGINT	2256
工程类型	TYPE	VARCHAR	4985
工程名称	NAME	VARCHAR	3654
工程描述	DESCRIBE	VARCHAR	24125
立项时间	CREATE_TIME	DATETIME	10235
工程地址	ADDRESS	VARCHAR	8026

建立交通数据流分析中模型进行交通检测,在初步交通检测中获取部分模型数 5861 个,随着载入模型个数的增加进行算法性能测试,记录 CPU 将数据传入 GPU 过程顶点数据传输开始,到完成交通检测所使用的时间,三种系统的交通检测时间如表 2 所示。

表 2 交通检测时间

模型数据量	本研究系统	文献[3]系统	文献[4]系统
2500	2.3	7.2	8.1
5000	6.1	12.3	16.1
7500	12.5	21.6	21.0
10000	14.9	27.3	25.1
12500	17.2	28.9	29.1
15000	19.1	30.6	32.5
17500	22.8	34.5	39.2
20000	25.3	37.5	44.7
22500	26.9	39.2	48.2
25000	29.3	41.8	50.4

由表 2 可以看出,在相同的模型数据量下,对比文献[3]与文献[4]系统,本研究从记录 CPU 将

数据传入 GPU 过程顶点数据传输开始,到完成交通检测所使用的时间最短,效率最高。

然后设置神经网络算法模型的各种数据参数,则有:

表 4 卷积神经网络架构示意图			
层数	功能	层数	功能
1	输入层	10	最大池化层
2	卷积层 3—64	11	卷积层 3—512
3	卷积层 3—64	12	卷积层 3—512
4	最大池化层	13	最大池化层
5	卷积层 3—128	14	卷积层 3—512
6	卷积层 3—128	15	卷积层 3—512
7	最大池化层	16	全连接层 3072
8	卷积层 3—256	17	全连接层 1024
9	卷积层 3—256	18	输出层

在启动神经网络算法模型之后,假设迭代次数为 20 次,采用 $6 \times n$ 的向量形式,计算过程如图 6 所示。

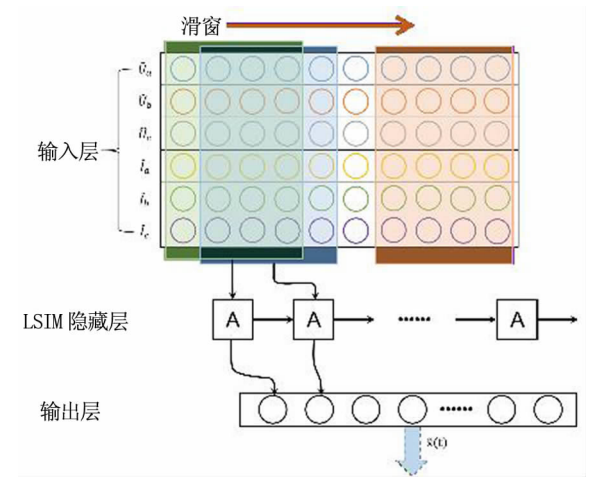


图 6 卷积神经网络算法的滑窗算法过程

其中数据训练信息的训练长度为 100s,采集数据的采集率为 8000 Hz,也就是说进行了 800000 次的数据采样,将本研究的方法与文献[1]和文献[2]的方法进行对比分析,则输出如图 7 所示误差曲线对比示意图。

通过图 7 的误差对比曲线图,可以看到对比文献[1]的特征离散化方法与文献[2]的二维双阶段方法,本研究方法误差测量率比较低,且误差曲线波动小,性能稳定。说明采用本研究方法具有突出的技术优势。为验证本研究系统对交通数据流分析中的故障分析效果,本研究实验在 1080×1024

分辨率下进行,设定交通检测时间为 30ms,对三种系统输出的模型发生故障部分的数量,如图 8 所示。

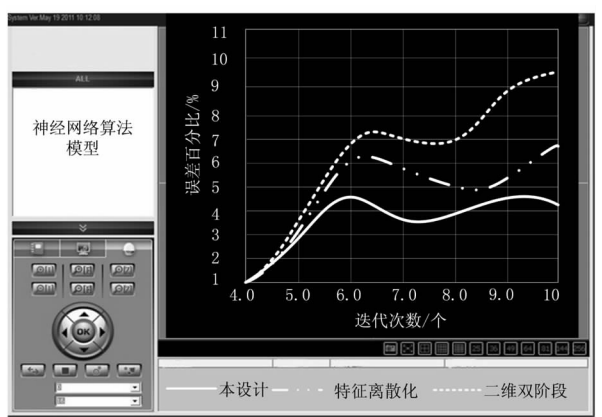


图 7 误差曲线对比示意图

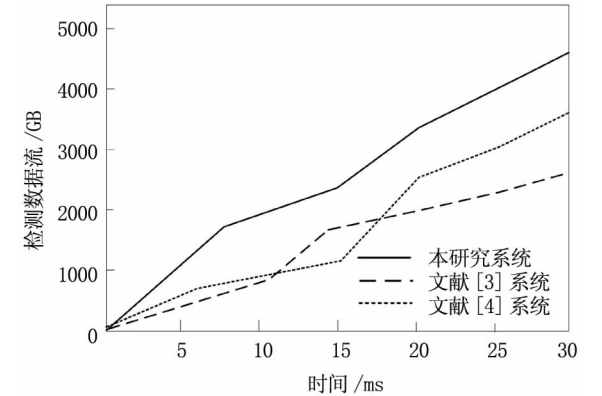


图 8 故障检测对比示意图

对比检测到的模型发生故障的数据量可知,相同时间内,本研究在引入神经网络算法模型后检测到的交通数据流分析中故障最多,检测到发生故障的数据量数高达 4735 个。文献[3]系统检测到发生故障的数据量数不足 3000 个,文献[4]系统输出 3806 个模型发生故障的数据量数。文献[3]和文献[4]系统的检测精度不高,检测过程可能存在模型遮挡。而本研究加入了卷积神经网络模型,对不同交通数据信息进行分类、计算或者剔除等,根据采集到的数据信息,自适应进行数据采集和计算,进而保证了数据检测的准确高效。

4 结 论

本研究建立交通数据流分析中信息管理及故障因素分析系统,实现交通数据流分析中整个过程生产活动的信息化管理,使所有交通数据流分析中

项目在一个系统、一个数据库下协同工作。采用客户端与服务器端双库管理模式,根据用户需求对工程信息、分层数据、设计统计表数据等核心数据库进行单独和批量导入,并完成对工程设计的审核。建立交通数据流分析中模型,构造神经网络模型进行交通检测,提高了故障检测能力。

由于本研究仍存在一些不足之处,还需进一步改进,系统采集到的交通流数据量过大,还需应用数据挖掘和数据分析技术,发挥数据更大的价值。

参考文献

[1] 马江桥. 参数化设计在轨道交通工程 BIM 建模中的应用[J]. 天津建设科技, 2021, 31(4): 55—58.

[2] 任艺芳, 黄百奎. 轨道交通工程勘察设计阶段投资控制的几点思考[J]. 冶金管理, 2021(15): 111—112.

[3] 丰文胜. 城轨交通机电工程信息化管理系统的应用分析[J]. 现代信息科技, 2020, 4(2): 142—145+148.

[4] 张月玥, 田家琳. 信息化技术在工程项目管理课程中的实践[J]. 郑州铁路职业技术学院学报, 2021, 33(2): 77—79.

[5] 戴韬. 基于城市道路交通数据流分析中技术方法分析[J]. 黑龙江交通科技, 2021, 44(7): 219—220.

[6] 江琴. 新建设模式下轨道交通工程消防给水系统设计[J]. 都市快轨交通, 2021, 34(3): 119—124.

[7] 彭慧纯, 沈嵘枫. BIM 技术在我国工程项目进度管理中的进展[J]. 安徽建筑, 2021, 28(9): 160—162.

[8] 潘美玲, 李志平, 薛强. 成本管理在海洋石油工程项目信息化

中的应用[J]. 中国石油和化工标准与质量, 2021, 41(14): 70—71.

[9] 张清明, 金锦, 王荆, 等. 基于 J2EE 平台的堤防工程信息管理系统设计与实现[J]. 人民黄河, 2021, 43(S1): 293—294.

[10] 王亚琼. 基于大数据时代钻井工程技术一体化平台的建设[J]. 中国管理信息化, 2021, 24(12): 110—111.

[11] 林金双, 朱文俊. 基于 GIS 的城市水资源动态管理应用研究——以台州市为例[J]. 矿山测量, 2021, 49(2): 124—128.

[12] 杨彬林, 钟为, 林开盛, 等. 地下工程智能施工信息管理系统研发与应用[J]. 水利水电快报, 2021, 42(3): 74—78+84.

[13] 惠学武, 孟祥宇. 融合包围盒智能算法的虚拟场景交通检测研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(7): 209—213.

[14] 刘纯健, 高红星, 蒋林, 等. 基于一种交通检测算法的液压机械臂柔顺性分析[J]. 武汉科技大学学报, 2021, 44(5): 366—373.

[15] 张春涛, 王勇, 穆春阳, 等. 基于快速动力学辨识的机器人力/位混合控制交通检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 161—171.

[16] SHAER I ,SIDEBOTTOM G ,HAQUE A , et al. Efficient execution plan for egress traffic engineering[J]. Computer Networks, 2021, 190(5):107938.

[17] KADAM S ,RAUT C S ,MEENA A D , et al. Fast node cardinality estimation and cognitive MAC protocol design for heterogeneous machine-to-machine networks[J]. Wireless Networks, 2020, 26(6):3929—3952.

[18] SUN P H, LAN J L, LI J F, et al. ScaleDRL: A scalable deep reinforcement learning approach for traffic engineering in SDN with pinning control[J]. Computer Networks, 2021, 190(4):107891.