

智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法

欧阳涛, 康 诚, 潘新福, 范欣炜, 严 欣

(中汽研汽车试验场股份有限公司, 江苏 盐城 224100)

摘要: 为了提升路侧感知单元数据自适应恢复方法的应用性能, 进而提升恢复效果, 提出智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法。充分考虑路侧感知单元数据的结构特性, 采用分段处理和归一化重组的策略。通过计算协方差矩阵和谱估计, 结合自适应损失函数, 实现对路侧感知单元数据的自适应恢复。实验测试结果表明, 和以往的路侧感知单元数据自适应恢复方法相比, 设计的智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法在实际应用中恢复效果更好, 为路侧感知单元数据的自适应恢复提供了一种新的有效方法, 有望提高智能网联车系统的感知性能和安全性。

关键词: 智能网联车冲突区; 路侧感知单元; 感知数据; 自适应恢复; 恢复方法

中图分类号: TP309.3 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)08-0126-05

Adaptive Recovery Method for Roadside Perception Unit Data in Conflict Zone of Intelligent Connected Vehicles

OUYANG Tao, KANG Cheng, PAN Xinfu, FAN Xinwei, YAN Xin

(CATARC Automotive Proving Ground Co., Ltd., Yancheng 224100, China)

Abstract: In order to improve the application performance of the adaptive recovery method for roadside sensor unit (RSUS) data, and then improve the recovery effect, this paper proposes an adaptive recovery method for RSUS data in the conflict zone of intelligent network vehicles. Taking full account of the structural characteristics of the road side sensing unit data, the strategy of segment processing and normalized reorganization is adopted. By calculating the covariance matrix and spectral estimation, combines with the adaptive loss function, the adaptive recovery of the road side sensing unit data is realized. The experimental results show that, compared with the previous adaptive recovery methods of roadside sensing unit data, the designed adaptive recovery method of roadside sensing unit data in conflict zone has better recovery effect in practical application, which provides a new effective method for the adaptive recovery of roadside sensing unit data, and is expected to improve the perception performance and safety of the intelligent network vehicle system.

Keywords: intelligent connected vehicle conflict zone; roadside perception unit; perceived data; adaptive recovery; recovery methods

0 引言

在智能网联车的实际应用中, 路侧感知单元所提供的丰富的道路和车辆周围环境信息对于确保行车安全和交通流畅度起到了至关重要的作用。然而, 由于实际道路环境和车辆行驶状态的复杂性, 这些感知单元可能会受到多种干扰和限制, 从而导致数据的丢失或不准确。加之交通状况的动态变化, 要求路侧感知单元的数据恢复方法必须具备强大的自适应性, 以满足不同情境下的数据恢复需求^[1-2]。传统的数据恢复方法受限于其不够先进的信号处理技术, 因此在复杂环境中的效果往往不尽如人意, 同时对于大规模数据的处理效率也较低, 导致数据恢复速度缓慢^[2]。鉴于此, 许多研究学者投身于数据恢复方法的研究, 并提出了各种新的理念和解决方案。

文献[3]收集频控阵-多输入多输出 (frequency-diverse arrays and multiple-input and multiple-output, FDA-MIMO) 雷达在各种环境条件下的观测数据, 并对这些数据进行预处理, 利用深度学习技术, 构建一个适用于FDA-MIMO雷达协方差矩阵缺失数据恢复的模型, 通过计算模型的损失函数, 实现对数据的恢复。实验结果表明, 该方法的恢复时间较长。文献[4]将感知到的环境信息传输到网关节点或汇聚节点, 并对原始数据进行预处理, 在图信号的处理下, 构建相应的图模型, 用来描述传感器节点间的相互关系, 由此实现对数据的恢复。实验结果表明, 该方法的恢复效率较低。文献[5]收集同步相量测量单元 (phasor measurement units, PMU) 设备采集到的电力系统数据, 并对其进行同步和标准化处理, 构建增强生成对抗网络模型, 并通过计算模型的预测误差, 提高模型的恢复性能, 实现对丢失数据的恢复。实验结果表明, 该方法的恢复效果较差。

*基金项目: 江苏省重点研发计划项目 (BE2021067)

收稿日期: 2023-12-05

基于前人的研究,本文提出了一种针对智能网联车冲突区路侧感知单元数据的自适应恢复方法。首先对冲突区的路侧感知单元数据进行分段处理,然后对分段后的数据进行重组设计,从而实现数据的自适应恢复。此方法不仅可以完善和丰富智能网联车的数据处理技术体系,推动智能网联车技术的进步,还能显著提高路侧感知单元数据的准确性和完整性,进而提升智能网联车的安全性和效率。这对于解决交通拥堵、减少交通事故等问题具有重要的应用价值^[6]。同时,本文所设计的方法还能对相关领域提供一定的参考价值,有助于促进相关领域的发展和创新。

1 智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法设计

1.1 智能网联车冲突区路侧感知单元数据分段处理

智能网联车在行驶中,借助车载传感器持续地捕获车辆周围的环境信息,如道路状况、交通信号、其他车辆和行人的动态等,这些数据被统称为智能网联车冲突区路侧感知单元数据。这些数据为智能网联车提供了自主感知、决策和控制的依据,从而确保其行驶过程既安全又高效。尤其在车辆的冲突区,这些路侧感知数据的作用更为突出。若出现数据的缺失或异常,不仅可能影响到车辆的优化行驶,甚至可能酿成交通事故^[7]。因此,当这些数据出现问题时,必须采取有效的措施进行自适应恢复,以确保数据的完整性和准确性,为智能网联车的行驶提供坚实的数据支撑。在进行自适应恢复之前,首先需要对数据进行分段处理^[8]。分段处理的核心思想是将备份数据分割为多个数据片段。根据不同备份数据的结构特点,可以将数据流分为全量数据流和增量数据流两种,并为这两种数据流设计相应的分段策略。其具体的分段方式如图1所示。

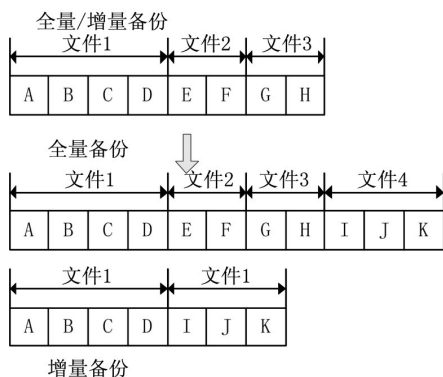


图1 路侧感知数据分段过程

如图1所示,在上述分段过程中,将图中的每个方块看作一个小的数据块,且方块中的内容表示数据的内容。在进行分块处理时,考虑到增量数据流与全量数据

流非常相似,因此,只需要对增加的数据流进行划分即可,这种分段方式不会影响到最终结果,仅是分段结束后,增量数据流的分段量会明显小于全量数据流^[9]。同时,在进行分段时,为了更加直观地展现分段前后数据流的变化情况,对数据块进行随机排序,并对不同的数据块进行命名。在对数据流进行分段时,需要先记录全量数据流和增量数据流中相同的数据块,若数据流发生变化,则直接在后面添加新的数据名^[10]。在添加文件时,如果添加的文件较少,则将其分成一个数据段进行添加,若添加的文件较多,则将其划分为多个数据段进行添加,由此,保证数据分段的效果。至此,智能网联车冲突区路侧感知单元数据分段处理设计完成。

1.2 路侧感知单元数据重组设计

将上述分段处理的路侧感知单元数据作为基础,对分段处理后的数据进行重组设计。为实现对路侧感知单元数据的自适应恢复,需要对路侧感知单元数据进行重组设计。在进行重组设计时,将数据块作为基础,根据不同数据块的属性,判断当前数据块是否为重复数据^[11]。在进行数据块重组的过程中,如果一个数据块已经被提取到了重组序列中,那么该数据块为重复数据,且该数据块已经被重组完毕,因此,在进行数据块重组时,需要先划分出路侧感知单元数据的重复数据,将提取的重复数据进行排序处理,由此将数据块进行划分。同时,设定间隔判定阈值,由此对数据块进行重组^[12]。其具体重组过程如图2所示。

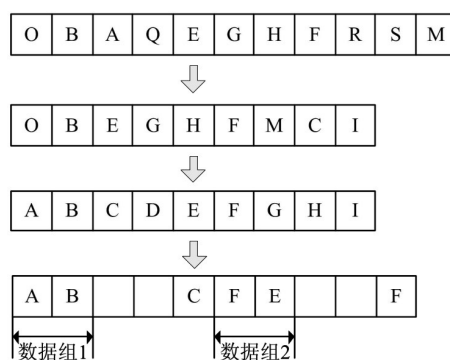


图2 数据重组过程

如图2所示,在上述数据重组的过程中,考虑到数据自身的特性,需要根据设定的阈值对其进行划分,得到相应的数据间隔,由此输出重组后的数据组。阈值的设定与实际要求和路侧感知单元数据的恢复需求相关,因此,间隔判定阈值的具体计算过程如下所示,为

$$k = \frac{m \times f(x)}{\alpha \kappa(x)} \quad (1)$$

式中, k 表示计算出的间隔判定阈值, m 表示数据重组的参数, $f(x)$ 表示需要进行重组的数据块, α 表示需要进行

重组的数据块数量, $\kappa(x)$ 表示数据重组的间隔函数。

通过上述公式,完成对判定阈值的设定,完成了对路侧感知单元数据的重组设计。在上述基础上,为保证数据的重组的效果,以将数据的重组结果为基础,构建相应的路侧感知单元数据模型^[13]。在此过程中,考虑到数据重组后的特性,需要先对数据进行归一化处理,保证数据在同一维度上。其归一化处理的具体过程如下所示,为

$$f''(x) = \frac{f'(x) - f'_{\min}(x)}{f'_{\max}(x) - f'_{\min}(x)} \quad (2)$$

式中, $f''(x)$ 表示数据归一化处理的结果, $f'(x)$ 表示重组后的数据, $f'_{\min}(x)$ 表示重组数据的最小值, $f'_{\max}(x)$ 表示重组数据的最大值。通过上述公式,完成对重组数据的归一化处理,在此基础上,构建相应的路侧感知单元数据模型。其具体构建结果如下所示,为

$$\begin{cases} S[f'(x)] = \sum_{(i,j) \in \mathcal{C}} w_{ij} [(f'_i(x) - f'_j(x))]^2 \\ K = \frac{\rho_1 + \rho_2}{2} \left\| f'(x) - \frac{1}{\rho_1 + \rho_2} [\rho_1 T + \rho_2 Z] \right\| \times S[f'(x)] \end{cases} \quad (3)$$

式中, $S[f'(x)]$ 表示数据重组后的平滑度, w_{ij} 表示数据重组的相似度, $f'_i(x)$, $f'_j(x)$ 表示随机的重组数据, K 表示构建的路侧感知单元数据模型, ρ_1 , ρ_2 表示数据模型参数, T 表示重组数据的特征函数, Z 表示重组数据的属性函数。

通过上述公式,完成对数据模型的构建,以此为基础,为后续实现对路侧感知单元数据的自适应恢复奠定基础。至此,路侧感知单元数据的重组设计完成。

1.3 实现对路侧感知单元数据的自适应恢复

将上述重组数据作为基础,结合构建的路侧感知单元数据模型,实现对路侧感知单元数据的自适应恢复。在恢复路侧感知单元数据的过程中,先对路侧感知单元数据进行谱估计,计算出相应的协方差矩阵。其具体计算过程如下所示,为

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_g(\mathbf{w}_k) = \mathbf{R}_g - P_k \mathbf{a}_g(\mathbf{w}_k) \mathbf{a}_g^H(\mathbf{w}_k) \\ \mathbf{R}_g = \sum_{k=1}^K P_k \mathbf{a}_g(\mathbf{w}_k) \mathbf{a}_g^H(\mathbf{w}_k) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{Q}_g(\mathbf{w}_k)$ 表示计算出的协方差矩阵, \mathbf{R}_g 表示已知的路侧感知单元数据的协方差矩阵, P_k 表示路侧感知单元数据的传输效率, $\mathbf{a}_g(\mathbf{w}_k)$ 表示路侧感知单元数据的稀疏矩阵, $\mathbf{a}_g(\mathbf{w}_k)^H$ 表示路侧感知单元数据的共轭转置矩阵。

通过上述公式,计算出相应的协方差矩阵,并以其为依据对数据进行谱估计。随后,将估计的结果与真实的路侧感知单元数据进行详细的比对,计算出估计结果的自适应损失函数。将这个计算结果与一个预设的阈值进行比较:如果估计结果的损失函数值小于这个阈值,这意味着当前的估计结果是相对准确的,可以直接用它来作

为恢复的数据;但是,如果估计结果的损失函数值大于这个阈值,则需要重新进行计算,并对数据的分段和重组进行再次的规划,以确保数据恢复的效果达到最佳。在上述过程中,估计结果的自适应损失函数具体计算过程如下所示,为

$$L_G = -\sum_i \left[\left(1 - |Q_g(\mathbf{w}_k)|_i \right) \log \left(1 - |Q_g(\mathbf{w}_k)|_i \right) \right] \quad (5)$$

式中, L_G 表示估计结果的自适应损失函数, $|Q_g(\mathbf{w}_k)|$ 表示路侧感知单元的估计结果。

通过上述公式,完成对路侧感知单元数据的恢复处理。至此,智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法的设计完成。

2 实验测试

为提高本次实验结果的可靠性,设计对照实验。其中,本文设计的智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法为方法1,文献[3]中的基于深度学习的FDA-MIMO雷达协方差矩阵缺失数据恢复方法为方法2,文献[4]中的基于无线传感器的智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法为方法3。通过对比上述3种方法的性能,验证本文设计的方法在实际应用中的效果,设计的实验具体如下。

2.1 实验准备

为验证本文设计的智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法在实际应用中的效果,进行实验测试。实验中,以某智能网联车为实验对象,选取多个路口和路段作为实验场景,进行实验测试。其具体的实验环境如图3所示。



图3 实验环境

如图3所示,在上述实验环境中,以某型号的智能网联车作为实验对象,其上搭载多个传感器,传感器类型包括激光雷达、摄像头等。智能网联车在行驶过程中,利用这些传感器采集道路两侧的感知数据。同时,利用计算服务器对采集的感知数据进行分析 and 处理,保证数据的完整性,为后续的实验提供数据支持。在本文实验中,采

集到的数据类型多样,分别包括某智能网联车的行驶位置、行驶速度和交通信号状态等,这些数据将直接影响到智能网联车的驾驶状态。具体采集到的路侧感知单元数据经融合处理后的幅值如图4所示。

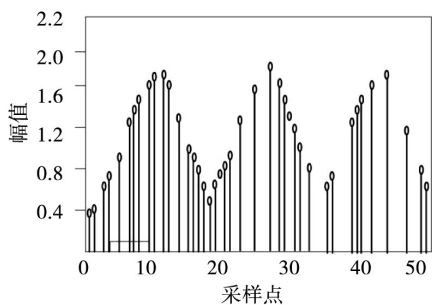


图4 路侧感知单元数据

如图4所示,在上述获取的感知数据中,存在大量的缺失数值,且数据的幅值不一。因此,将上述数据作为本次实验数据,利用本文设计的方法对其进行自适应恢复。将上述数据作为基础,先将数据进行分段处理,根据分段结果,结合路侧感知单元数据的属性,对其进行重组,根据重组结果,构建相应的数据模型,由此实现对路侧感知单元数据的自适应恢复。

2.2 实验结果讨论

为验证上述3种方法在实际应用中的效果,以3种方法的恢复效果为评价指标,进行实验测试。实验中,利用3种方法对图4所示的实验数据集进行恢复,对比其不同方法的恢复效果。3种方法对实验数据集的恢复效果如图5所示。

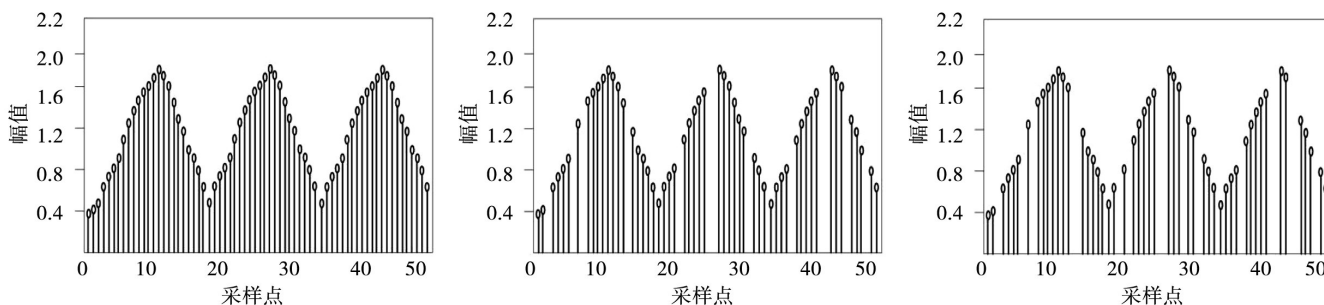


图5 三种方法的恢复效果

如图5所示,在上述实验结果中可以看出,方法1的恢复效果较好,路侧感知单元数据基本恢复,方法2和方法3的恢复效果较差。因此,本文设计的方法在实际应用中效果较好。

为进一步验证上述3种方法的实际应用效果,以3种方法的峰值信噪比为评价指标,对比3种方法的恢复性能。峰值信噪比能够反映数据恢复后数据的质量和数据的强度,峰值信噪比越高,说明数据信号质量越好,也就表明所使用的方法恢复效果越好。其具体实验结果如表1所示。

表1 三种方法的恢复效果

实验次数/次	三种方法的峰值信噪比/dB		
	方法1	方法2	方法3
1	38.94	32.11	30.15
2	39.65	33.12	32.51
3	38.71	32.56	30.25
4	38.64	32.54	31.25
5	39.12	32.69	30.25
6	38.74	32.68	31.25
7	38.55	32.59	32.69
8	38.64	32.49	32.34
9	39.42	32.58	32.54
10	39.11	32.75	32.15

如表1所示,在上述实验结果中,通过多次实验可知,

方法1的峰值信噪比数值远高于其他两种方法,且在多次实验中,峰值信噪比数值的波动幅度较小,由此可见,方法1的恢复效果较好。

综上所述,本文设计的智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法在实际应用中峰值信噪比数值较小,恢复效果较好,能够快速恢复路侧感知单元数据,保证智能网联车安全稳定地运行。

3 结束语

智能网联车冲突区路侧感知单元数据自适应恢复方法对于提高智能网联车在冲突区的行驶安全性和效率具有重要意义。通过恢复路侧感知数据,可以减小数据误差,提高车辆的感知精度和决策能力,从而避免交通事故的发生,提高交通运行效率。本实验验证了该方法的有效性和可靠性,为智能网联车的应用和发展提供了有益的参考。未来,将继续深入研究智能网联车的路侧感知技术,探索更为高效、准确的数据处理和分析方法,为智能交通系统的建设和应用提供更多有益的参考。

参考文献:

[1] 王子馨, 胡俊杰, 刘宝柱. 基于长短期记忆网络的电力系统量测缺失数据恢复方法[J]. 电力建设, 2021, 42(5): 1-8.

[2] 杨小琴, 朱玉全. 无线传感网络误删数据匹配追踪恢复方法设计[J]. 传感技术学报, 2023, 36(9): 1473-1477.

[3] 丁梓航, 谢军伟, 王博. 基于深度学习的FDA-MIMO雷达协方差矩阵缺失数据恢复方法[J]. 雷达学报, 2023, 12(5): 1112-1124.

[4] 丁蓉, 金明. 无线传感器网络中基于图信号处理的数据恢复方法[J]. 无线通信技术, 2023, 32(1): 1-5.

[5] 郭小龙, 李子康, 刘灏, 等. 基于增强生成对抗网络的PMU丢失数据恢复方法[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2114-2121.

[6] 郭旭, 骆勇鹏, 王林堃, 等. 基于CNN与DCGAN的结构振动监测传感器故障诊断及监测数据恢复[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(11): 3383-3395.

[7] 王文飞. 基于存储缩减方案的WSN数据恢复算法[J]. 重庆科技学院学报(自然科学版), 2021, 23(2): 78-82.

[8] 刘歌, 芮国胜, 田文飏. 基于双重正则矩阵分解的缺失数据恢复[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(5): 1191-1197.

[9] 郭方洪, 郑祥康, 邓超, 等. 直流微电网无界虚假数据注入网络攻击检测与系统恢复方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(2):

146-153.

[10] 丁飞, 张楠, 李升波, 等. 智能网联车路云协同系统架构与关键技术研究综述[J]. 自动化学报, 2022, 48(12): 2863-2885.

[11] 卢涛, 万凌峰, 李妍, 等. 基于V2X的智能网联交叉口信号控制系统设计[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(10): 161-167.

[12] 武文涛, 张志才, 付芳. 基于联邦学习的智能网联车驾驶策略优化研究[J]. 测试技术学报, 2023, 37(5): 420-427.

[13] 吴晨, 宋真玉, 陈玮. 自动驾驶车辆横向控制模型研究综述[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(12): 5-9, 33.

作者简介: 欧阳涛(1974—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 智能网联汽车场地测试技术、自动驾驶测试技术。

(上接第74页)

在脑血管疾病数据集下的 F_1 值为 87.33%, 小于 BERT-BiGRU-ATT-CRF 模型的 F_1 值为 87.65%, 在全国知识图谱与语义计算大会数据集中模型的 F_1 值大小相反。两种数据集多任务训练后, 研究提出的基于多任务学习的医疗病历命名实体模型的 F_1 值分别为 89.34% 和 91.53%, 均高于多任务 BERT-BiGRU-ATT-CRF 模型。

表4 不同模型的识别结果

模型	P_1	R_1	F_{11}	P_2	R_2	F_{12}
BERT-BiMcGRU-ATT-CRF	88.46	86.22	87.33	90.36	89.89	90.12
BERT-BiGRU-ATT-CRF	88.87	86.51	87.65	90.12	89.67	89.89
多任务BERT-BiGRU-ATT-CRF	89.65	88.05	88.94	91.33	90.95	91.14
基于多任务学习的医疗病历命名实体模型	90.39	88.30	89.34	91.86	90.20	91.53

3 结束语

此次研究将 BiMcGRU 模型运用到命名实体关系识别中, 通过优化传统模型, 显著提升了命名实体识别的精确率、召回率和 F_1 值。实验结果表明, 在脑血管疾病数据集和全国知识图谱与语义计算大会数据集上, 融合多个特征的命名实体识别模型的效果均优于传统模型。尤其是引入汉字部首特征, 能够显著提升 FLAT 模型的命名实体识别效果。同时, 基于多任务学习的医疗病历命名实体模型在多个数据集上取得了较高的 F_1 值。然而, 此次研究也存在一些局限性, 如缺乏高质量的标注数据集和神经网络训练不充分。因此, 未来的研究可以着重研究高质量医疗文本特征, 通过进一步融合高维特征来提升命名实体识别模型的性能。此外, 多任务学习仍有改进空间, 可以通过改进共享方式和学习方式, 并结合主被动学习, 进一步增强模型的性能。

参考文献:

[1] 李梦翔, 尤丽珏. 基于深度主动学习的中文电子病历命名实体识别[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(6): 132-134.

[2] 宓林晖, 袁骏毅, 汤钦华. 基于SERVQUAL模型的临床病历无纸化系统应用[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(1): 13-15.

[3] 赵革委, 胡海东. 基于局部卷积神经网络算法的文本分类识别[J]. 微型电脑应用, 2021, 37(8): 136-139.

[4] 唐锐, 李智杰, 李昌华, 等. 基于BIM与知识图谱的智能化审图系统设计与实现[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(9): 155-169.

[5] 徐云, 杨承翰, 高磊. 利用机器视觉的手写数字识别系统设计研究[J]. 自动化仪表, 2022, 43(9): 10-13.

[6] 张冠东, 杨琛, 詹晓琳, 等. 基于信息熵的文本语句整体褒贬倾向的识别方法[J]. 微型电脑应用, 2021, 37(11): 12-15.

[7] 任亚莉. 新型医疗共享体系云平台设计方法[J]. 自动化仪表, 2020, 41(10): 81-84.

[8] 屈晶. 基于深度学习理论的电子商务商品实体智能识别[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3): 35-38, 61.

[9] 邓依依, 郭昌兴, 魏永丰, 等. 基于深度学习的命名实体识别综述[J]. 中文信息学报, 2021, 35(9): 30-45.

[10] LIU X, CHEN H, XIA W. Overview of named entity recognition[J]. Journal of Contemporary Educational Research, 2022, 6(5): 65-68.

[11] 李健, 熊琦, 胡雅婷, 等. 基于Transformer和隐马尔科夫模型的中文命名实体识别方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2023, 53(5): 1427-1434.

[12] 张芳丛, 秦秋莉, 姜勇, 等. 基于RoBERTa-WWM-BiLSTM-CRF的中文电子病历命名实体识别研究[J]. 数据分析与知识发现, 2022, 6(2/3): 251-262.

作者简介: 胡志坚(1981—), 男, 本科, 高级工程师, 研究方向: 医疗信息化。