

文章编号: 2095-2163(2021)03-0056-05

中图分类号: U270.38; TP202+.1

文献标志码: A

基于贝叶斯网络的地铁牵引系统可靠性评估

程岳梅, 李小波, 田世贺, 陆朱剑

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

摘要: 牵引系统身为地铁车辆的关键系统之一, 提升其可靠性对于改善整个地铁车辆的可靠运行尤为重要。但是, 牵引系统的结构复杂, 且失效模式多样, 采用传统的可靠性分析方法较为困难。针对这一问题, 提出了一种基于贝叶斯网络的系统可靠性评估方法, 并结合故障树法, 对地铁车辆牵引系统的可靠性进行建模和分析。以某地铁牵引系统为例, 利用贝叶斯网络模型计算出牵引系统的可靠度; 通过贝叶斯网络的双向推理能力, 找出对牵引系统可靠性影响最大的组件, 即牵引系统的薄弱环节 (IGBT 反馈故障)。该方法的评估结果合理、准确, 可为地铁车辆牵引系统的可靠性评估、故障诊断提供一定的理论参考。

关键词: 地铁车辆; 牵引系统; 可靠性分析; 故障树; 贝叶斯网络

Reliability evaluation of metro traction system based on Bayesian network

CHENG Yuemei, LI Xiaobo, TIAN Shihe, LU Zhujuan

(School of Urban Railway Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] The traction system is one of the key systems of subway vehicles, and improving its reliability is particularly important for improving the reliable operation of the entire subway vehicle. However, the structure of the traction system is complex and the failure modes are diverse, so it is difficult to adopt traditional reliability analysis methods. Aiming at this problem, a system reliability assessment method based on Bayesian network is proposed, combined with fault tree method, to model and analyze the reliability of metro vehicle traction system is modeled and analyzed. Taking a subway traction system as an example, use the Bayesian network model to calculate the reliability of the traction system; use the two-way reasoning ability of the Bayesian network to find the component that has the greatest impact on the reliability of the traction system, that is, the weak link of the traction system (IGBT feedback failure). The evaluation results of this method are reasonable and accurate, which can provide a certain theoretical reference for the reliability evaluation and fault diagnosis of the traction system of subway vehicles.

[Key words] subway car; traction system; reliability analysis; fault tree; Bayesian network

0 引言

目前, 地铁车辆凭借自身的准时、运载量大、安全便捷、独立的运行环境等优点, 已成为了大中型城市缓解交通拥堵的主要途径。地铁车辆是以人为载运对象的一种交通工具, 因此, 保障地铁车辆安全可靠地运行是重要前提。牵引系统作为地铁车辆的动力来源系统, 在车辆运行期间, 倘若出现由于牵引系统故障引发的各种故障形式, 都有可能引发严重的交通安全事故, 同时危及着出行市民的安全。因此, 有必要评估地铁车辆牵引系统的可靠性, 找到影响该系统可靠运行的薄弱环节, 对指导牵引系统的维护检修以及进一步改善该系统的可靠性具有重大意义, 从而保障地铁车辆的安全运行。

故障树分析法 (fault tree analysis, FTA) 是一种广泛、有效的系统可靠性分析方法。其中, 林小松等人^[1]就地铁牵引供电系统的常见故障, 建立了相应的 FTA 模型, 运用 FTA 法对牵引供电系统进行定性和定量计算; 赵琼等人^[2]引入重要度概念, 通过分析接触网的故障机理, 搭建其故障树模型, 为技术人员对接触网的设计和维修提供理论依据; 王炜俊^[3]把 FTA 分析法运用到受电弓系统中, 分析受电弓故障的最小割集以及计算受电弓可靠性评估指标, 为受电弓的维护、设计提供参考; 卫伟等人^[4]通过搭建地铁车门系统的 FTA 模型, 运用定性、定量分析方法, 得出车门系统的故障模式和可靠性指标参量, 为地铁车门的故障诊断、可靠性设计提供依据。上述的文献都可以运用故障树法, 对某一个系统的可

作者简介: 程岳梅 (1993-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 地铁车辆电气系统可靠性研究、载运工具故障诊断与控制; 李小波 (1974-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 轨道交通车辆电力牵引、电气状态检测、故障诊断; 田世贺 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 载运工具故障诊断与控制; 陆朱剑 (1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 载运工具故障诊断与控制。

通讯作者: 程岳梅 Email: 845037279@qq.com

收稿日期: 2020-10-21

可靠性进行评估分析。但是,对于识别系统的薄弱部分以及系统的不确定性现象,故障树法还不能很好地解决这些问题。由此可知,故障树法依然存在一些不足。然而,以数学理论为基础的贝叶斯网络(Bayesian network, BN)则可以有效地对此加以改进。比如,周巧莲等人^[5]利用BN的优点,合理计算出了基本事件的后验概率,为了更进一步地评估车门系统,又引入灵敏度概念,从而为地铁车门的可靠性评估与故障维修提供参考;何江海等人^[6]建立动态贝叶斯网络模型,运用在地铁牵引变电所中。从时间维度上对其进行可靠性分析,给后期的维护维修提供一定的参考价值。王佳培等人^[7]鉴于接触网系统结构复杂而导致的子系统之间存在的 uncertainty 问题,运用BN模型,对接触网系统进行可靠性分析。在此基础上,还列举出了几点关于改善该系统可靠性运行的建议;王宇等人^[8]将FTA法与BN法结合,应用于地铁受电弓系统中,一定程度上解决了FTA法的不足之处。Liu等人^[9]提出了一种从GO-FLOW模型到BN模型转化的一种新的方法。并且,以某一个系统为例分析,最后验证了该方法的可行性;古海龙等人^[10]分析了采煤机系统的故障机理,考虑该系统存在的 uncertainty 问题,利用BN模型对其进行可靠性分析,为采煤机的可靠性设计提供理论依据;李兴运等人^[11]结合模糊理论方法对贝叶斯网络进行改进,例证分析发现,该方法可以有效地改善系统的可靠性分析与建模能力。

因此,本文就BN模型在其他系统领域研究的基础上,结合故障树法,把BN法应用于地铁车辆牵引系统的可靠性评估中。在此基础上,利用现场调研得到的数据,建立其BN模型,进行可靠性分析。该方法不仅可以很好地解决故障树法在牵引系统评估中的局限性,而且能够准确合理地分析出牵引系统的可靠性指标参量,这样有助于指导维修人员更好地对牵引系统进行维修。

1 贝叶斯网络概述

贝叶斯网络^[12]也称为信念网络(Belief Network),是一种以概率为理论基础,把复杂问题用图形表达出来的方法。BN的结构通常包含2个部分,也就是:有向无环图(Directed Acyclic Graph, DAG),是由变量节点和连接节点的有向边组成;根节点的先验概率(Priori Probability)和其他节点的条件概率表(Conditional Probability Table, CPT)。在实际工程应用中,系统的结构相对比较复杂,存在一

定的不确定因素,难以准确推理出系统的可靠性指标参量。BN模型以自身的优点特性,对不确定性、不确定信息问题有着很强的处理能力。因此,在系统可靠性评估等方面,BN模型在众多模型中脱颖而出。

假定用 t 来表示一个有向无环图,用 i 来表示有向无环图的所有节点集合,而用 d 来表示所有连接节点的有向边的集合,且令 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 来表示某一个节点 i 代表的所有变量,则节点 X 的概率可表示为:

$$P(x) = \prod_{i \in L} P(x_i | x_{pa(i)}), \quad (1)$$

其中, $pa(i)$ 表示节点 i 的父节点,那么,就称 X 是相对于有向无环图 t 的贝叶斯网络。

根据BN模型给出的条件概率定义为:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}, \quad (2)$$

其中, $P(A|B)$ 是后验概率,表示在事件 B 发生的条件下,事件 A 发生的概率; $P(B)$ 是先验概率,表示事件 B 发生的概率; $P(B|A)$ 是条件概率,表示在事件 A 已经发生的情况下,事件 B 发生的概率。

现假设某个事件 A ,有 $a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n$ 个不同值,两两互斥,通过全概率公式可得 $P(B)$ 表达式为:

$$P(B) = \sum P(B|A = a_i)P(A = a_i). \quad (3)$$

进而计算出后验概率 $P(A|B)$ 。

鉴于BN模型节点之间的条件独立性,所以,在FTA法的基础上,建立的BN推理,就不必求解系统的最小割集,计算过程相对简单。同时利用BN的正向推断,能够计算出BN正常运行的概率,在某一个或几个变量节点给定的条件下;通过BN的反向推理,计算出某一个或几个变量节点的故障概率,在系统网络故障的情况下。通过BN模型的双向推理特性,可以识别网络的薄弱环节,对系统的可靠性评估有一定的作用。

2 基于故障树-贝叶斯网络的建模

2.1 模型基本关系转化

一般情况下,BN模型的建立是通过有向边和相应的条件概率分布来实现的,FTA模型是通过逻辑门连接各个事件。因此,为了实现FTA到BN模型的快速建模,这里有必要讨论FTA不同逻辑门所对应的BN表达形式。以下分别给出了FTA常用的“与门”、“或门”两种逻辑门的BN表达形式,见表1。

表1 故障树逻辑门的贝叶斯表达式

Tab. 1 Bayesian expression of fault tree logic gate

逻辑门	贝叶斯网络结构	条件概率数学表达式
与门		$P(T = 1 x_1 = 0, x_2 = 0) = 0$ $P(T = 1 x_1 = 0, x_2 = 1) = 0$ $P(T = 1 x_1 = 1, x_2 = 0) = 0$ $P(T = 1 x_1 = 1, x_2 = 1) = 1$
或门		$P(T = 1 x_1 = 0, x_2 = 1) = 0$ $P(T = 1 x_1 = 0, x_2 = 1) = 1$ $P(T = 1 x_1 = 1, x_2 = 0) = 1$ $P(T = 1 x_1 = 1, x_2 = 1) = 1$

在表1中,条件概率数学表达式给出了子节点状态值为1的条件概率值,0是正常状态,而1是故障状态。

2.2 模型转化基本原则

从表1中可以看出,通过BN的条件概率,可以一一实现故障树的逻辑门关系。把故障树转化为BN模型,实现BN的建模,其转化过程遵循以下4点原则^[13]:

(1)故障树中底事件发生的概率值赋给BN模型中根节点的先验概率。

(2)故障树中逻辑门的逻辑关系映射为BN模型中相应节点条件概率表,状态值与故障树中逻辑门的输出值一致。

(3)故障树中的事件与BN模型中的节点一一对应。故障树中的底事件、中间事件和顶事件分别映射到BN模型中的根节点、子节点和叶节点,且多次出现的底事件,在BN模型中建立同一个根节点。

(4)故障树中表达的逻辑门关系,使用有向边连接BN模型中的节点,有向边的连接方向与故障树的逻辑门的输入输出关系一致。

3 实例分析

3.1 牵引系统故障树的建立

牵引系统的可靠性直接影响着地铁车辆运行的稳定性。本文的可靠性研究对象是某地铁的牵引系统,并以“牵引系统状态故障”为顶事件,搭建故障树。通过现场调研分析、收集相关的数据,统计得到牵引系统状态故障的原因主要包括:受电弓系统故障、高速断路器故障、牵引逆变系统故障、牵引控制单元故障和牵引电机故障。以上所述的5点原因均为中间事件,依据故障树建立的原则,搭建以“牵引系统状态故障”为顶事件的故障树。整个故障树共

含有22个底事件,10个逻辑门和9个中间事件。如图1所示。

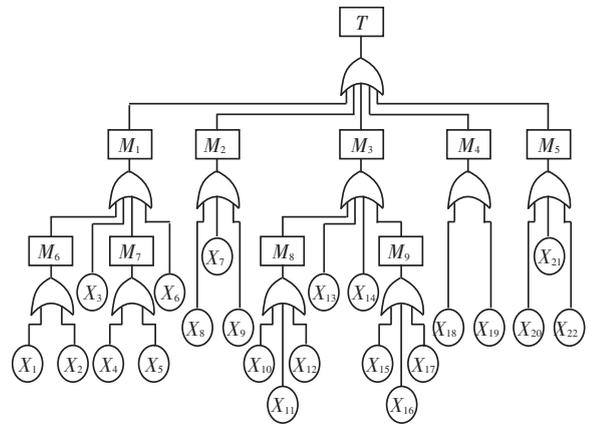


图1 牵引系统状态故障时的故障树

Fig. 1 Fault tree when the traction system status fails

图1中,符号代表的各节点名称,故障树中间事件名称见表2、表3。

表2 故障树中间事件名称

Tab. 2 Names of intermediate events in the fault tree

代号	名称	代号	名称
T	牵引系统状态故障	M_5	牵引电机故障
M_1	受电弓系统故障	M_6	受电弓弓头故障
M_2	高速断路器故障	M_7	休息位置传感器故障
M_3	牵引逆变系统故障	M_8	逆变模块(MCM)故障
M_4	牵引控制单元故障	M_9	逆变器电路故障

表3 故障树基本事件名称

Tab. 3 Basic event names of fault tree

代号	名称	代号	名称
X_1	碳滑板磨损	X_{12}	MCM 切断
X_2	弓头弹簧断裂	X_{13}	制动电阻故障
X_3	升弓电磁阀故障	X_{14}	IGBT 反馈故障
X_4	休息位置传感器损坏	X_{15}	相1,2,3 过流
X_5	休息位置传感器脱落	X_{16}	电压传感器故障
X_6	框架损伤	X_{17}	电流传感器故障
X_7	主触头损坏	X_{18}	牵引控制单元超时
X_8	线圈损坏	X_{19}	驱动控制单元损坏
X_9	跳闸装置故障	X_{20}	轴承故障
X_{10}	MCM 过热	X_{21}	速度传感器故障
X_{11}	MCM 隔离	X_{22}	温度传感器故障

从图1中得知,顶事件通过“或门”与5个中间事件连接;4个中间事件通过“或门”与相应的中间事件、底事件相连。各个基本事件的故障概率,见表4。

表4 故障树基本事件的故障概率

Tab. 4 Failure probability of basic events of the fault tree

代号	故障概率	代号	故障概率
X_1	0.016 6	X_{12}	0.001 3
X_2	0.004 5	X_{13}	0.001 2
X_3	0.005 4	X_{14}	0.018 4
X_4	0.012 2	X_{15}	0.004 7
X_5	0.005 7	X_{16}	0.010 9
X_6	0.008 6	X_{17}	0.007 4
X_7	0.004 6	X_{18}	0.011 8
X_8	0.001 5	X_{19}	0.014 9
X_9	0.008 2	X_{20}	0.007 2
X_{10}	0.001 3	X_{21}	0.010 2
X_{11}	0.001 3	X_{22}	0.001 1

3.2 牵引系统贝叶斯网络模型

按照前面故障树到 BN 模型的转化原则,建立牵引系统状态故障的 BN 模型,如图 2 所示,其中 T , $M_1 \sim M_9$ 是或门节点。

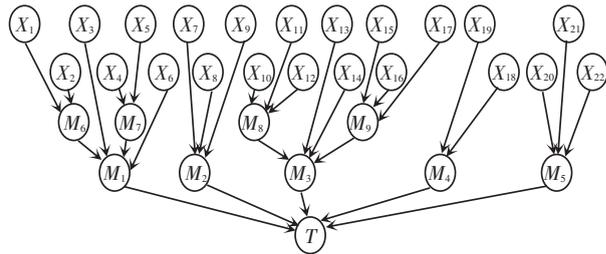


图2 牵引系统状态故障的 BN 模型

Fig. 2 BN model of traction system status failure

经计算,牵引系统状态故障事件发生的概率为: $P(T=1)=0.147 7$,由此可知,牵引系统的可靠性指标参量,可靠度 $R=0.852 3$ 。

当牵引系统发生故障,各元件故障的条件概率,见表 5。

为了直观清晰地看出每个元件的大小,系统中 22 个元件节点的条件失效概率曲线图,如图 3 所示。

从表 5 和图 3 可知,当牵引系统故障时所有元件节点的条件失效概率中, X_{14} (IGBT 反馈故障)、 X_1 (碳滑板磨损)、 X_{19} (电流传感器故障)、 X_4 (休息位置传感器损坏)、 X_{18} (牵引控制单元超时)的数值较大,即为牵引系统发生故障时较为薄弱的部分。

表5 系统故障时各元件的故障概率

Tab. 5 Failure probability of each component when the system fails

代号	故障概率	代号	故障概率
X_1	0.118 741	X_{12}	0.008 667
X_2	0.031 032	X_{13}	0.007 884
X_3	0.037 371	X_{14}	0.132 469
X_4	0.087 137	X_{15}	0.031 911
X_5	0.039 324	X_{16}	0.076 868
X_6	0.060 941	X_{17}	0.051 901
X_7	0.031 685	X_{18}	0.083 669
X_8	0.010 323	X_{19}	0.106 444
X_9	0.057 661	X_{20}	0.050 353
X_{10}	0.008 737	X_{21}	0.071 781
X_{11}	0.009 799	X_{22}	0.007 334

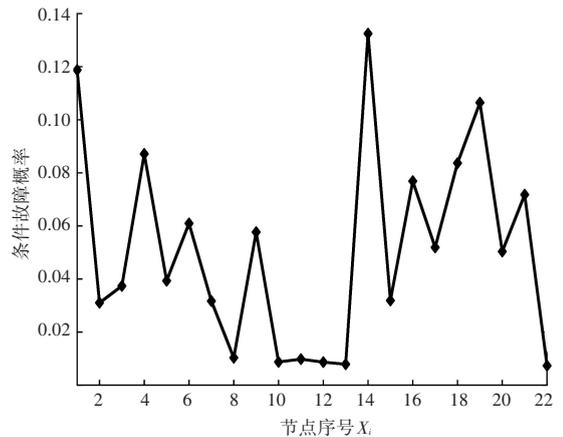


图3 牵引系统故障时各元件的故障概率曲线

Fig. 3 Failure probability curve of each component when the traction system fails

当牵引系统元件发生故障时,对应系统节点的条件故障概率,见表 6。

表6 元件故障情况下系统节点条件故障概率

Tab. 6 Conditional failure probability of system nodes in the case of component failure

节点	X_{1-2}	X_3	X_{4-5}	X_6	X_{7-9}	X_{10-12}	X_{13-14}	X_{15-17}	X_{18-19}	X_{20-22}
T	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0
M_1	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.053 0	0.053 0	0.053 0	0.053 0	0.053 0	0.053 0
M_2	0.014 3	0.014 3	0.014 3	0.014 3	1.000 0	0.014 3	0.014 3	0.014 3	0.014 3	0.014 3
M_3	0.046 8	0.046 8	0.046 8	0.046 8	0.046 8	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.046 8	0.046 8
M_4	0.026 7	0.026 7	0.026 7	0.026 7	0.026 7	0.026 7	0.026 7	0.026 7	1.000 0	0.026 7
M_5	0.018 5	0.018 5	0.018 5	0.018 5	0.018 5	0.018 5	0.018 5	0.018 5	0.018 5	1.000 0
M_6	1.000 0	0.021 1	0.021 1	0.021 1	0.021 1	0.021 1	0.021 1	0.021 1	0.021 1	0.021 1
M_7	0.017 9	0.017 9	1.000 0	0.017 9	0.017 9	0.017 9	0.017 9	0.017 9	0.017 9	0.017 9
M_8	0.004 1	0.004 1	0.004 1	0.004 1	0.004 1	1.000 0	0.004 1	0.004 1	0.004 1	0.004 1
M_9	0.023 1	0.023 1	0.023 1	0.023 1	0.023 1	0.023 1	0.023 1	1.000 0	0.023 1	0.023 1

从表6中可以发现,当不同元件故障时,系统节点故障的条件概率是不相同的,影响程度也就不一样。条件概率与元件对节点的影响程度呈正比关系。

综上所述,在实际应用中,根据具体情况,结合表5、表6,便可以确定牵引系统可靠运行的薄弱环节,为提高牵引系统整体的可靠性理论提供参考依据。维修人员平时对牵引系统进行日常维护工作时,重点关注 X_{14} 、 X_1 、 X_{19} 、 X_4 、 X_{18} 这几个部件,在系统处于故障状态时,优先考虑上述部件进行故障排除,从而提高维护效率。

4 结束语

本文利用基于贝叶斯网络的系统可靠性分析法,结合故障树法,对地铁车辆牵引系统的可靠性进行评估,得到以下结论:

(1) 本文将故障树法与BN结合,应用在地铁车辆牵引系统的可靠性评估中,克服了单一故障树法的局限性,不需要对系统的最小割集求解,计算过程相对也比较简单,很大程度上提高了可靠性分析的效率,分析结果合理准确。

(2) 基于贝叶斯网络的地铁牵引系统可靠性评估,通过正向可靠性计算,得出了牵引系统故障发生时的概率为0.1477,即地铁车辆牵引系统的可靠度为0.8523;通过反向推理,求得了各个元件节点的后验概率,便于发现系统的薄弱环节,有利于维修人员

更好地对牵引系统进行日常维护工作,对提高整个牵引系统的可靠性提供理论依据。

参考文献

- [1] 林小松,杨俭,袁天辰. 地铁牵引供电系统失效的故障树分析[J]. 城市轨道交通研究,2018,21(9):26-31.
- [2] 赵琼,王思华,尚方宁. 基于故障树分析法的接触网可靠性分析[J]. 铁道标准设计,2014,58(1):105-108,109.
- [3] 王伟俊. 基于故障树法的城市轨道交通受电弓可靠性分析[J]. 科技创新导报,2016,13(1):59-61.
- [4] 卫伟,张红元,张雯,等. 基于故障树分析的塞拉门系统可靠性分析[J]. 机械制造与自动化,2014,43(4):182-186.
- [5] 周巧莲,金碧筠,冒玲丽,等. 基于贝叶斯网络地铁车门系统可靠性分析和故障诊断[J]. 沈阳工业大学学报,2014,36(4):441-445.
- [6] 何江海,裴卫卫,闫雅斌,等. 基于贝叶斯网络的地铁牵引变电所可靠性分析[J]. 铁路计算机应用,2019,28(8):68-74.
- [7] 王佳培,高仕斌,晏紫薇,等. 基于贝叶斯网络的接触网运行可靠性分析[J]. 电气化铁道,2017,28(5):63-68+74.
- [8] 王宇,师蔚. 基于故障树-贝叶斯网络的受电弓系统可靠性评估[J]. 测控技术,2017,36(9):131-134,141.
- [9] LIU Zengkai, LIU Yonghong, WU Xinlei, et al. Reliability evaluation of auxiliary feedwater system by mapping GO-FLOW models into Bayesian networks[J]. ISA Transactions, 2016, 64: 174-183.
- [10] 古海龙,刘混举. 基于故障树与贝叶斯网络的采煤机故障可靠性分析[J]. 煤炭技术,2015,34(3):242-244.
- [11] 李兴运,齐金平. 基于模糊贝叶斯网络的受电弓系统可靠性分析[J]. 铁道科学与工程学报,2018,15(6):1383-1390.
- [12] 尹晓伟,钱文学,谢里阳. 系统可靠性的贝叶斯网络评估方法[J]. 航空学报,2008,30(6):1482-1489.
- [13] 蒋芹,张轩雄. 基于FTA的贝叶斯网络变送器可靠性评估[J]. 电子科技,2018,31(12):1-4,13.

(上接第55页)

远程监测系统,加入运动消耗卡路里的计算与显示,实现了包括骑行速度、单次里程、总里程、卡路里、环境温湿度以及时间显示等功能的码表设计。对传感器采集到的数据与实际数据进行对比,结果表明本次设计基本达到预期要求。

参考文献

- [1] 杨阳. 自行车速度里程表的设计[J]. 信息通信,2015(3):58-59.
- [2] 黄天辰,李楠,陶炳坤,等. 自行车多功能里程表的设计与实现[J]. 自动化技术与应用,2017,36(6):124-127.
- [3] 田猛. 基于51单片机的智能电表设计[J]. 中国新通信,2020,22(4):65.
- [4] 周家婕,安长俊. 智能抄表系统设计[J]. 冶金管理,2020(19):174-175.
- [5] 吴超琼,许钟华,陆晓兴,等. 基于物联网的门禁系统设计[J]. 智能计算机与应用,2020,10(6):155-157.
- [6] 陶冶. 基于单片机的自行车测速仪[J]. 仪表技术,2019(7):25-27,30.
- [7] 刘蔚柯,吕燕敏,张昆伦. 基于物联网的小区天气反馈调节智能窗户系统设计[J]. 物联网技术,2016,6(12):57-59,63.
- [8] 王超,林百顺,冯开屏,等. 物联网智能窗户系统的设计与实现[J]. 计算机时代,2016(7):12-15.
- [9] 何文乐. 基于物联网和wifi的智能家居移动控制系统[J]. 信息通信,2016(2):90-91.
- [10] 刘坤. 基于WIFI技术的物联网智能家居[J]. 无线互联科技,2014(6):96.
- [11] 赵小兰,胡征,王培坤,等. 多功能自行车码表设计[J]. 电子测试,2013(20):1-2.
- [12] 刘勇. 基于89C52单片机的多功能自行车码表[J]. 数字技术与应用,2012(1):70.
- [13] 冯乙引. 自行车速度表电路[J]. 集成电路应用,2000(5):46-47.
- [14] 许树杰,詹宇娴,凌活龙,等. 基于物联网的智能家庭机器人[J]. 物联网技术,2020,10(10):82-83.
- [15] 谈学钊,肖磊. 基于物联网云平台的热热水实时监控设计[J]. 计算机与网络,2020,46(20):67-70.