

# 闸机人体步态测量与识别算法研究

程啟华, 盛国良

(南京工程学院 工业中心, 南京 211167)

**摘要:** 针对轨道交通闸机检票中存在的尾随逃票现象, 研究了基于多红外传感器的闸机人体识别技术; 该技术采用多个红外传感器采集乘客通行信息, 在对闸机系统分析的基础上, 设计了红外传感器的结构布局; 将传感器区域分析和事件识别标志分析相结合, 提取人体特征识别乘客通行事件; 研制了闸机门人体识别实验系统, 对 4 种常见的闸机通行事件进行了分析, 并开展了实验研究; 实验结果表明, 实验系统能够有效识别闸机通行的多种事件, 实时性好, 具有较好的工程应用前景。

**关键词:** 信号测量; 人体识别; 闸机系统

## Research on Human Gait Test and Recognition Algorithm in Fare Gate System

Cheng Qihua, Sheng Guoliang

(Industrial Center, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

**Abstract:** Aiming at trailing fare evasion phenomenon in fare gate system, human recognition technique based on multi-sensor was researched. Multi-infrared sensors were used in the technique to collect passenger traffic information. On the basis of fare gate system analysis, structure layout of multi-infrared sensors was designed. Area analysis and event flag analysis were combined to extract human characteristics for identifying passenger traffic incidents. Fare gate human recognition experimental system was developed. Four common gate traffic incidents were analyzed, Experimental study was carried out. Experimental results show that the experimental system can effectively recognize multi gate traffic incidents and has good real time. The technique has a good prospect in engineering application.

**Key words:** signal test; human recognition; fare gate system

### 0 引言

闸机是轨道交通自动售检票系统的关键设备之一, 其利用外部传感器和内部智能识别系统对乘客的通行行为进行识别, 实现自动检票放行。目前闸机对乘客的行为识别技术主要包括事件识别、步态识别和人体轮廓识别 3 种。步态识别和人体轮廓识别根据摄像头传感器获取对象信息, 数据量庞大, 运算复杂程度高, 实时性较差, 对闸机人体识别并不适用<sup>[1-2]</sup>; 事件识别采用多红外传感器测量离散化的人体步态信号<sup>[3-4]</sup>, 通过识别算法对乘客的通行行为进行识别, 控制闸机动作, 该识别技术数据量较小, 实时性好, 成为闸机人体识别技术研究的热点。

本文研究了基于多红外传感器的闸机人体事件识别技术, 设计了红外传感器的结构布局, 采用事件识别标志分析和区域分析相结合的复合识别方法, 对 4 种常见的闸机通行事件进行了分析, 并开展了实验研究。

### 1 闸机人体信号测量技术

#### 1.1 闸机系统组成

闸机主要由闸门机构、读卡机、控制模块和若干红外传感器等部件组成。其中, 主子机中的控制模块包括主控模块和通道控制模块<sup>[3]</sup>, 如图 1 所示, 主控模块根据通道控制模块传送来的信息来控制主子机和从子机上的闸门机构; 通道控制模块主要负责读取传感器的检测数据, 使用内部识别算法对通道的通行情况进行分析, 将分析识别的结果以数据包的形式发送给

主控模块。

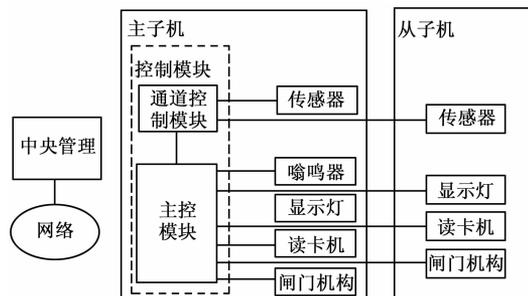


图 1 闸机控制模块结构图

#### 1.2 传感器的结构布局

传感器安装在闸机上, 用于检测通道内乘客的通行情况。红外传感器分为对射式和反射式两种, 本文采用安放在闸机两侧的 18 个对射式传感器来测量人体步态信号, 对乘客通过闸机门的全过程进行监控, 能有效、快速地检测乘客的通过过程。当有人通过时, 对射式传感器被遮挡, 传感器数值为“1”; 无人通过时, 对射式传感器没有遮挡, 传感器数值为“0”。根据人体不同年龄阶段的生理特点, 设计了人体步态信号测量传感器的结构布局, 如图 2、图 3 所示。图 2 是红外传感器在主视图方向的分布和布局, 图 3 是传感器在左视图方向的位置参数, 它完整地表现了传感器在整个通行区域的分布, 图中尺寸单位为 mm。

图 3 中, 传感器 S1~S4 作为安全保护传感器, 防止发生门夹人事件。传感器 F1~F7 用于在如图所示乘客通行方向时通道内乘客状态检测, 是识别乘客通行状态的关键。另有传感器 F8~F14 用于与图示通行方向相反时乘客进入闸机通道内状态检测。

收稿日期: 2013-12-17; 修回日期: 2014-02-20。

基金项目: 南京工程学院基金(YKJ201015)。

作者简介: 程啟华(1979-), 女, 四川成都人, 博士, 讲师, 主要从事智能测控系统方向的研究。

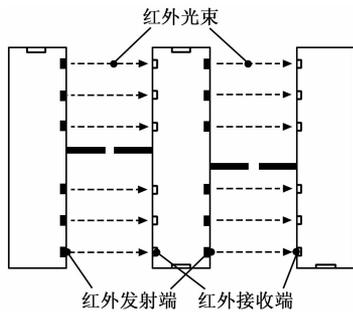


图 2 红外传感器布局

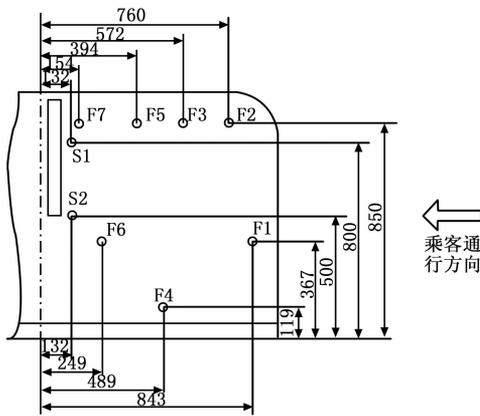


图 3 红外传感器侧向位置参数

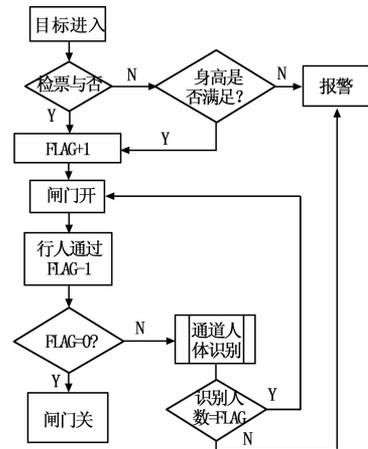


图 4 闸机控制系统流程图

表 1 事件识别真值表

T3	T2	T1	事件说明
0	0	0	通道内无人
0	0	1	通道内 1 人进入
0	1	0	通道内 1 人通过
0	1	1	通道内 1 人通过, 1 人进入
1	0	0	通道内 1 人通过
1	0	1	通道内 1 人通过, 1 人进入
1	1	0	通道内 2 人通过
1	1	1	通道内 2 人通过, 1 人进入

## 2 闸机人体识别算法研究

### 2.1 人体步态识别算法

通道内人体识别系统流程如图 4 所示。当发现目标进入通道，检验是否检票。若检票，标志寄存器 FLAG 增加 1 同时打开闸机；若未检票，则对行人进行身高判别。如果满足无需购票条件，标志寄存器 FLAG 加 1 打开闸机，不满足无需购票条件，则报警。当有行人通过闸机，标志寄存器 FLAG 减 1，标志寄存器数值是闸机通道内合法通行的人数。若 FLAG 等于 0，表示通道内没有乘客，则闸机关闭；若 FLAG 的数值不等于 0，则启动人体识别子程序，识别通道内乘客数目，如果通道内识别乘客数目等于 FLAG 寄存器数值，则继续打开闸机，让乘客通过，否则则是尾随进入事件发生，系统报警。

从上述闸机控制系统流程来看，通道人体识别的准确性是整个流程中的关键。本文采用事件识别标志分析和区域分析相结合的识别方法。

根据乘客通过通道所经传感器的先后顺序及传感器的功能，对图 3 所示检测识别区传感器进行分组处理。F1 和 F2 分为一组，记为 T1，作为乘客进入通道的标志状态，当 F1 和 F2 中有一个传感器被遮挡，T1 即发生，表示有乘客进入闸机通道；F3、F4 和 F5 分为一组，记为 T2，T2 区域是事件识别的标志区域，标志区域的识别是闸机事件识别的关键；F6 和 F7 分为一组，记为 T3，作为乘客通过通道的识别区域，当 F6 和 F7 中有一个被遮挡，即认为 T3 事件发生。根据上述区域划分，区域状态识别如表 1 所示。

乘客通过闸机通道的状态流图如图 5 所示。

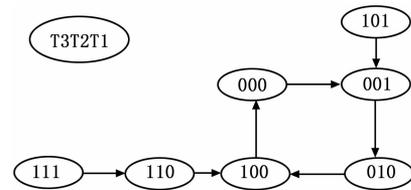


图 5 状态流图

T2 区域是事件识别的标志区域，传感器 F3、F4 和 F5 分别对乘客或行李高度和进入闸机的人数识别具有关键意义。F4 处于 119 mm 高度，根据成年人尺寸标准，该处正处于踝关节处，按照成年人步行规律，在一次通行事件中，F4 应该被触发不多于 2 次。F3、F4 和 F5 均未被遮挡，表示无乘客通过；F4 被遮挡不多于 2 次，F3、F5 先后被 1 次遮挡，表示单个乘客通过事件发生；F3、F4 和 F5 均被 2 次遮挡，表示乘客上身携带较大行李通过事件发生；F4 发生 2 次以上遮挡，表示通道内人数大于 1，结合 T1 和 T3 的状态计算通道内的人数并检查刷卡次数，若通道人数大于刷卡次数，表示尾随事件发生，系统报警；F4 发生 2 次以上遮挡，F3、F5 先后被遮挡 1 次，表示乘客携带无需购票的儿童或者较低的大型行李（如拉杆箱）通过。

### 2.2 闸机人体识别实验与分析

#### 2.2.1 闸机人体识别实验

在设计制作的闸机门系统上对 4 种常见的闸机通行事件开展了识别实验。采用光电对射式传感器为闸机检测传感器，传感器的结构布局如图 3 所示。实验操作过程中对整个闸机通道内 18 个传感器的状态数据进行采集，限于篇幅，下面仅对进

入闸机通行方向检测区域的 7 个传感器 (即 F1~F7) 状态进行识别分析。

(1) 单人正常通过: 单人通行时, 由于每个个体的胖瘦、步速快慢和步态的不同, 传感器响应时间表会有所不同。通过对不同个体几十次的采样, 选取传感器状态和响应时间典型数据如图 6 所示, 横轴表示时间, 纵轴表示传感器的状态, 数值“1”表示传感器被遮挡, 数值“0”表示传感器未被遮挡。

F7	0	0	0	0	0	0	0	1	1
F6	0	0	0	0	0	1	1	0	0
F5	0	0	0	0	1	0	0	0	0
F4	0	0	0	1	0	0	0	0	0
F3	0	0	1	0	0	0	0	0	0
F2	0	1	1	0	0	0	0	0	0
F1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8

图 6 单人通过闸机通道传感器状态图

由 F1 和 F2 组成的 T1 区在 0.2~0.8 s 期间状态为 1, 表示行人进入通道; 在 0.8 s 处 F3 由“0→1”触发 T1 由“0→1”, 并将为“1”的状态保持至 1.2 s 时 F5F4F3 的状态由“100→000”结束; F6 传感器状态的改变触发 T3 状态由“0→1”直至单人通过通道事件完成。在整个通行事件完成的过程中, T3T2T1 区域的状态由“000→001→010→100→000”完成了一个正常的通行流程。再来看事件标志区域传感器 F5、F4、F3 的状态, 作为人数判别的主要传感器 F4, 在此组典型数据中状态只改变了一次, 发生事件应该是单人通过。在所测数据中, 单人通过时, F4 状态的改变次数是小于等于 2 次的。

(2) 单个成人携带低于 120 cm 的儿童通过: 图 7 是单个成年人带一个身高 95 cm 的儿童步行通过闸机的传感器状态图。从数据表整体来看, 通行速度是比较缓慢的。T1 在从 0.2 s 开始至 1.6 s 结束一直处于“1”态; T2 在整个通行过程中在 1.0 s 处“0→1”, 保持 1 态至 1.4 s 跳变为“0”态, 至 1.8 s 处再次“0→1”, 保持至 2.4 s 处结束跳变回“0”态, 在整个通行过程中, T2 的状态“0→1→0→1→0”; T3 的状态也是“0→1→0→1→0”, 经历了 2 次状态的触发。因此, 闸机通道内有 2 人通过。为了进一步确定事件情况, 分析标志事件传感器 F4 的状态。在整个通行过程中, F4 在 4 个周期内保持为 1, 也进一步说明有 2 人通过, F3、F5、F7 等 3 个检测上限高度的传感器均发生了 2 次状态的改变, 说明图 3 的传感器布局

F7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	
F6	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1
F5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
F4	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0
F3	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0
F2	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
F1	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0	2.2	2.4	2.6	2.8

图 7 单个成人携带低于 120 cm 儿童通过传感器状态图

没有识别低于 120 cm 儿童的功能, 传感器的设置尺寸有待于优化。

(3) 单个成人携带拉杆箱通过: 图 8 是一个人带着一个大号拉杆箱的通行状态图, 拉杆箱高度为 80 cm。T1 在从 0.2 s 开始至 1.0 s 结束一直处于“1”态, 可见在这 1 s 内, F1 一直处于被拉杆箱遮挡状态; T2 在 0.8 s 处“0→1”, 保持“1”态直至通行闸机中间扇形闸门处; T3 的状态在 1.0 s 跳变为“1”后一直保持为“1”。此时, 无论从区域状态还是标志传感器 F4 来看, 都会被识别为尾随进入事件, 但标志传感器 F3 和 F5 却只触发了 1 次, 因此, 这是一次行人持物事件。

F7	0	0	0	0	0	1	1
F6	0	0	0	0	1	1	1
F5	0	0	0	0	1	0	0
F4	0	0	0	1	1	1	1
F3	0	0	0	1	0	0	0
F2	0	1	1	0	0	0	0
F1	1	1	1	1	1	0	0
0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.2	1.4

图 8 单个成人携带拉杆箱通过闸机传感器状态图

(4) 一人尾随进入通过: 图 9 是恶意尾随进入的传感器状态图, 两人之间的间距小于 15 cm。在整个通行过程中, T1 被触发 2 次; T2 在整个通行过程中被触发 2 次; T3 经历了 2 次状态的触发。因此, 闸机通道内有 2 人通过。为了进一步确定事件情况, 分析标志事件传感器 F3、F4 和 F5 的状态。在整个通行过程中, 3 个标志传感器均被触发 2 次, 因此, 识别结果为恶意尾随进入事件。

F7	0	0	0	0	0	0	1	0	1
F6	0	0	0	0	1	1	0	1	1
F5	0	0	0	0	1	0	1	1	0
F4	0	0	0	1	1	0	1	1	0
F3	0	0	1	1	0	0	1	0	0
F2	0	1	1	0	0	1	0	0	0
F1	1	1	1	0	1	1	0	0	0
0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8

图 9 尾随进入闸机通道传感器状态图

### 2.2.2 实验结论

通过实验, 可得出以下结论:

(1) 采用多红外传感器代替摄像头采集闸机中行人的通行状态, 减少了数据量, 提高了运算速度。

(2) 本文提出的传感器结构布局 and 人体识别算法可以有效识别单人通过、2 人通过、携物通过以及尾随进入等事件, 满足闸机人体识别的要求<sup>[5-7]</sup>。

### 3 结束语

闸机利用外部传感器和内部智能识别系统对乘客的通行行为进行识别, 实现自动检票放行。闸机人体识别技术是闸机可靠工作的关键。本文研究了基于多

(下转第 1522 页)

震级的系统反应。根据上述分析可知，由于 LSE 是线性系统的最优建模方法，可以断定本文所述工业绕组过程属于非线性系统类别。

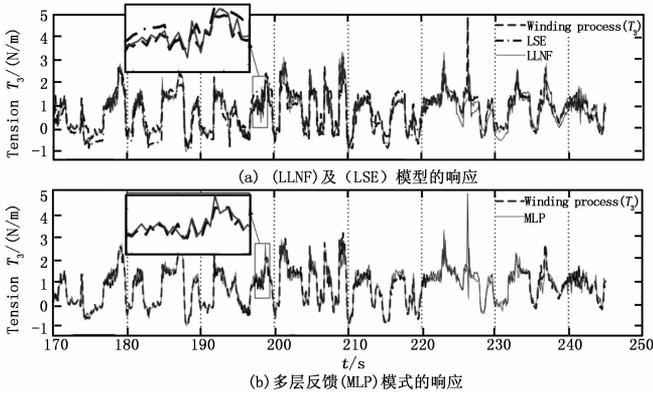


图 6 卷轴 2 和 3 之间 web 张力模型建模性能比较

### 3.2 实验结果分析

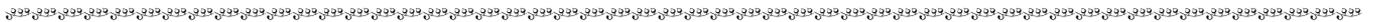
如表 2 所示，基于设置的模型精度标准的基础上，不同绕组机模型实现的准确结果一目了然。考虑到所取得的 MSE 和 VAF 值，本文提出的 RLLNF 模型获得了绕组过程的几乎整个非线性模拟与其他建模方法比较的最高精度。此外，需要注意表 2 中提交的非线性网络的神经元数目，其中 RLLNF 网络的神经元（规则）数目很大，原因就在于 LOLIMOT 算法突出的快速训练和评价能力。

表 2 绕组过程的线性和非线性模型精度结果

$LSE-T_1$	—	0.124 7	0.135 9	87.306 2	86.740 6
$MLP-T_1$	12	$8.93e-4$	$8.61e-4$	98.474 6	98.675 2
$LLNF-T_1$	20	$1.44e-4$	$7.72e-4$	99.691 5	98.823 4
$LSE-T_3$	—	0.254 7	0.243 0	75.231 3	73.985 5
$MLP-T_3$	5	$9.27e-4$	$1.10e-3$	93.531 7	89.905 2
$LLNF-T_3$	25	$8.86e-4$	$1.10e-3$	94.086 5	92.272 1

表 2 中的值是近似的。LSE 为最小平方误差；MLP 为多层感知器；LLNF 为局部线性神经模糊；MSE 为均方误差；VAF 为方差占。

本文所示的所有非线性仿真模型可能不需要真正绕组厂输出数据，而只是输入模型相关参数，也可以模拟出相关的工业



(上接第 1489 页)

红外传感器的闸机人体识别技术，设计了红外传感器的结构布局，采用事件识别标志分析和区域分析相结合的复合识别方法，对 4 种常见的闸机通行事件进行了分析，并开展了实验研究。实验结果表明：基于多红外传感器的闸机人体识别技术能够有效地识别闸机通行的多种事件，减少了数据量，简化了识别算法，提高了运算速度，具有较好的工程应用前景。

#### 参考文献：

[1] 赵瑞宇, 孙首群, 等. 高铁闸机智能监控系统中的行人检测算法研究 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30 (3): 85-88.

绕组过程属性。该智能仿真模型的配备使得模拟和设计基于模型的控制策略，用来针对整个经营范围的非线性绕组系统变为可能。此外，局部线性模型中的策略也可以成功的被应用于 NF 模拟器模型的构建等。

### 4 结束语

本文将基于 RLLNF 方法的非线性仿真模型应用到实际工业绕组过程中，其中，数据的建模、噪音消除、数据规范化和顺序选择至关重要。首先对数据进行预处理并取得丰富的数据集，将本文提出的 NF 模型与其他已知智能算法，即多层感知器 (MLP) 等进行比较，相关实验结果验证了本文提出算法的可行性与高效性。实验的结果表明，本文提出的 NF 模型展示除了最高精度。此外，通过线性和非线性建模方法之间的比较证明了绕组过程是一个非线性系统。应用此 LLNF 仿真模型开发绕组过程中基于模型的故障诊断和容错控制系统是今后的深入研究方向。

#### 参考文献：

[1] 彭金柱, 王耀南, 王 杰, 等. 基于递归模糊神经网络的机器人鲁棒  $H_\infty$  跟踪控制 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27 (9): 1145-1151.

[2] 李艳东, 王宗义, 朱 玲, 等. 基于递归模糊神经网络的移动机器人滑模控制 [J]. 吉林大学学报: 工学版, 2011, 41 (6): 1731-1737.

[3] 李国勇, 刘 鹏. 一种递归模糊神经网络的广义预测控制方法 [J]. 太原理工大学学报, 2012, 43 (1): 11-15.

[4] 陈向坚, 白 越, 续志军, 等. 基于自结构动态递归模糊神经网络的无人机姿态控制 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28 (9): 3387-3389.

[5] 张 瑶. 基于动态递归模糊神经网络的微生物发酵过程软测量方法研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2010.

[6] 张平均, 蒋新华. 基于动态递归模糊神经网络的共振频率自适应反推控制 [J]. 信息与控制, 2011, 40 (1): 21-25.

[7] Banadaki H D, Nozari H A, Kakahaji H. Nonlinear simulator model identification of a walking beam furnace using recurrent local linear neuro-fuzzy network [J]. Int. J. Control automation, 2011, 4 (4): 123-134.

[8] 王 暑, 杨晓京. 基于模糊神经网络的烟叶烘烤温湿度监控系统研究 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (2): 342-344.

[2] 朱小柯. 基于特征融合和支持向量机的步态识别算法研究 [D]. 开封: 河南大学, 2010.

[3] 曲 日, 鲍彦和, 任长明. 城市轨道交通中闸机事件识别技术 [J]. 中国铁道科学, 2006, 27 (4): 112-118.

[4] 张 娜. 城市轨道交通系统的闸机中图像处理与识别技术 [D]. 天津: 天津大学, 2006.

[5] 牛国柱, 宋 哲, 李文文. 轨道交通闸机系统中的人体识别技术 [J]. 城市轨道交通研究, 2012, (1): 29-32.

[6] 牟总斌. 基于人体头肩部与步态检测的闸机通行逻辑 [J]. 城市轨道交通研究, 2008, (8): 36-39.

[7] 李建省, 张美凤. 地铁闸机控制系统中人体识别技术的研究与应用 [J]. 电气传动自动化, 2008, 30 (1): 22-24.