

基于图像处理的闸机口跳闸事件检测算法

赵连超, 何盛鸿, 叶立仁

(华南理工大学, 广州 510640)

摘要: 针对传统的闸机传感器识别系统在检测闸机口跳闸事件的不足, 文中提出了一种基于图像处理的闸机口跳闸事件检测方法; 该方法利用模板匹配的方法进行预处理, 得到闸门图像匹配率; 其次, 根据跳闸事件的连贯性特点, 提取一段连续时间序列的匹配率作为分类特征; 最后, 采取基于最小错误率的贝叶斯分类方法对这段时间序列特征向量进行分类; 实验结果表明, 该算法可以有效地检测出闸机口的跳闸事件, 具有实时性好、不需要额外的传感器、成本低的优点, 具有较好的工程应用前景。

关键词: 跳闸; 特征提取; 模板匹配; 贝叶斯分类

A Detection Algorithm of Jumped Out of Gates Based on Image Processing

Zhao Lianchao, He Shenghong, Ye Liren

(South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Due to the shortcomings of the traditional gates sensor recognition systems in detecting jumped-out of gates, this paper proposes detection method based on image processing. Firstly, by using a template matching method to preprocess, the image matching rate of the gate can be obtained; Secondly, according to the continuity of the jumping out of gates, the feature vector extracted in this paper is time series of matching rate of the gate. Followed by is to classify the extracted feature vector by adopting the minimum error rate Bayesian classification. Experimental results show that the algorithm can effectively detect the jumping out of gates with the advantages of good real-time performance, no additional sensors and low costs. Therefore, this technology has a good prospect in engineering application.

Keywords: jumped out of gates; feature extraction; template matching; Bayesian classification

0 引言

闸机^[1]是一种通道管理的设备, 通过阻拦和放行实现一次只通过一人, 广泛的应用于轨道交通、小区、景区、游乐场等公共场合。闸机口的异常行为^[2-3]的检测都是利用内部的智能识别系统对行人行为进行识别。闸机智能识别系统普遍依赖红外传感器作为数据采集设备, 识别技术简单, 仅依赖于某个或者某几个传感器的遮挡, 造成了成本较高、识别率不高等问题; 同时, 闸机智能识别系统的报警信息不能在视频监控中也有相应记录, 给后期处理紧急事件各方协同控制、取证、回放带来困难。基于这些问题, 本文提出了基于图像处理的闸机口处的跳闸事件检测方法。本方法不仅能有效地检测出闸机口处的跳闸事件, 而且能够满足实际应用的实时性要求, 在报警的同时在监控端留存相应的记录, 不需要额外传感器, 应用成本低。

采用基于图像处理的跳闸事件检测方法, 根据模板匹配^[4]进行预处理实时监控视频得到第一帧的闸门匹配率, 提取出一段连续时间序列的匹配率作为特征向量, 根据跳闸样本数据估计出贝叶斯判别函数的参数, 然后对特征向量分类, 得出是否出现跳闸事件的分类结果。

1 算法介绍

1.1 模板匹配

模板匹配是在源图像中寻找特定目标图像块的一种方法^[5], 它通过在输入源图像上滑动目标图像块, 对目标图像块和源图像进行匹配。每滑动一次都会得到源图像与目标图像的匹配率, 当源图像与目标图像越相似, 匹配率越高, 如图 1

所示。

模板匹配算法步骤如下:

1) 获取需要寻找的特定目标图像块, 即要用来滑动的模板图像 $T(x_i, y_i)$, 其中 (x_i, y_i) 为模板图像中每个像素点的坐标。2) 获取需要被寻找的图像块, 即源图像 $S(x_s, y_s)$, $(s \geq t)$ 其中 t 为 $S(x_s, y_s)$, $(s \geq t)$ 模板图像中每个像素点的坐标。3) 在源图像 $S(x_s, y_s)$ 上自原点开始滑动模板 $T(x_i, y_i)$, $(s \geq t)$ 表示模板的尺寸小于等于源图像的尺寸。每滑动一次都计算一次匹配率, 文中采用的是模板匹配中的相关匹配法计算匹配率, 此类方法是将模板对其均值的相对值与图像对其均值的相对值进行匹配:

$$R_{corr}(x, y) = \sum_{xy} [T(x', y') \cdot S(x+x', y+y')] \quad (1)$$

其中, $T(x', y') = T(x', y') - \sum_{x', y'} T(x', y') / (\omega \cdot h)$, $S(x+x', y+y') = S(x+x', y+y') - \sum_{x', y'} S(x+x', y+y') / (\omega \cdot h)$

ω, h 分别为模板的宽、高; R_{corr} 表示当模板滑动到源图像 S 的点 (x, y) 处的模板与源图像的匹配率, $R_{corr} = 1$ 表示完美的匹配, $R_{corr} = -1$ 表示最糟糕的匹配, $R_{corr} = 0$ 表示没有任何相关性 (随机序列)。

为了减少模板图像和源图像上光线变化产生的影响, 文中实际采用归一化的相关匹配法^[6], 归一化的系数如下:

$$Z(x, y) = (\sum_{xy} T(x', y')^2 \cdot \sum_{xy} S(x+x', y+y')^2)^{\frac{1}{2}},$$
$$R_{cor-norm}(x, y) = R = R_{corr} / Z(x, y) \quad (2)$$

1.2 基于模板匹配的预处理

计算机要识别出闸机口处的跳闸事件, 必须要有足够区分跳闸事件与正常通行事件的特征。观察跳闸事件与非跳闸事件, 最明显的区别如图 2 所示。

可以很明显的看出: 跳闸事件发生时, 跳闸的人是腾空的, 人下方的闸门等会充分展现在摄像头中; 而非跳闸事件发

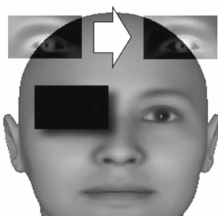


图 1 模板匹配算法示意图

生时, 正常行人通过闸门将一直出现遮挡的情况, 直至行人完全走出闸机。基于此本文提出了基于模板匹配的预处理方法^[7], 即通过实时模板匹配闸机口的闸门得到匹配率, 获取跳闸时的匹配率的特征。为了达到实时以及高效的目的, 而且只需要匹配闸机口处的闸门, 本文将模板匹配的源图像与模板图像的尺寸设置为一样大小, 即不需要多次在源图像上滑动模板, 直接匹配一次即可。图 3 是通过预处理一段闸机口处的视频得到的闸门匹配率。



(a) 行人正常通行



(b) 跳闸事件发生

图 2 跳闸事件与非跳闸事件对比图

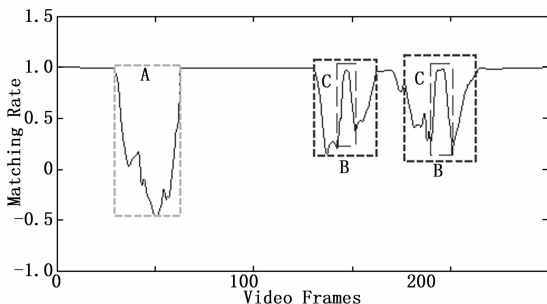


图 3 闸机口处一段视频的闸门匹配率

1.3 特征提取

图 3 为广州地铁某闸机口处的一段视频每帧图像的模板匹配的匹配率。虚线方框 A 为闸机口处行人正常通行时的匹配率, 虚线方框 B 区域为一段跳出闸机事件的匹配率。在 B 框内, 虚线方框 C 为跳出闸机的人正要跳过闸机时的匹配率。可以看出, 在虚线方框 B 跳闸时间段内有, 为较明显的跳出闸机特征 C。

由于跳出闸机事件的发生是一个连贯的动作, 所以要识别

出这一事件, 必须要结合前后多个视频帧的信息才能做出准确的分类。基于此, 本文提取一段闸门匹配率的时间序列作为特征向量进行分类。

通过对实际地铁视频的分析, 虚线方框 C 特征区域 (如图 3) 的帧数, 即行人跳出闸机时跳起的帧数大概在 16-21 帧之间。本文取 18 帧图像的匹配率序列作为特征向量来进行分类, 识别跳闸行为。特征向量是 1x18 维的, 即

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_i), i = 18.$$

1.4 基于最小错误率的贝叶斯决策

在贝叶斯分类^[8-9]的方法中, 如何分类待测样本取决于类别的先验概率和条件概率密度函数。基于 bayes 公式: $P(\omega_i | X) = \frac{p(x | \omega_i)P(\omega_i)}{\sum p(x | \omega_i)P(\omega_i)}$, 对于待测样品, Bayes 公式可以计算出该样品分属各类别的概率, 即后验概率 $P(\omega_i | X)$, 后验概率作为识别对象的分类依据。在工程上的许多问题中, 统计数据往往满足正态分布规律, 如果采用正态密度函数^[10]作为类条件概率密度函数的函数形式, 则函数内的参数如期望和方差是未知的, 那么问题就变成了如何利用大量的样本对这些参数进行估计, 只要估计出这些参数, 类条件概率密度 $P(X | \omega_i)$ 也可确定了。

多维正态概率密度函数为:

$$P(X) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |S|^{-\frac{1}{2}}} \exp[-\frac{1}{2}(X - \bar{\mu})^T S^{-1} (X - \bar{\mu})] \quad (3)$$

其中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ 为 N 维特征向量; $\bar{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N)$ 为 N 维均值向量; $S = E[(X - \mu)(X - \mu)^T]$ 为 N 维协方差矩阵; S^{-1} 为 S 的逆矩阵; $|S|$ 为 S 的行列式。

在贝叶斯决策方法中, 样本的分类是非常重要的, 如果没分好类, 误差将很大。分类的原则是将特征值与跳闸事件特征值相近的单独分成类, 以减少错分类。由图 3 可以看出, 在对闸机口处跳闸事件分类时, 除了跳闸事件这一类, 还需要将匹配率分为 3 类: 1) 特征向量中匹配率由低到高上升; 2) 特征向量中匹配率由高到低下降。这两类与跳闸的特征很相近, 如果它们不单独作为一类来分, 错分率会比较高。3) 将其他的匹配率特征向量作为另外一类。至此, 本文将所有的特征向量分为上述 4 类。

因此, 对于任意一类 X , 可以通过比较各个判别函数来确定 X 的类别:

$$P(X | \omega_i)P(\omega_i) = \max_{1 \leq j \leq 4} \{P(\omega_j)P(X | \omega_j)\} \Rightarrow X \in \omega_i \quad (4)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, 4$ 。将特征向量 X 代入 4 个判别函数中, 看哪个值最大, 就把 X 归于这一类。判别函数的对数形式为:

$$\ln P(\omega_i) \ln P(X | \omega_i) = \max_{1 \leq j \leq 4} \{ \ln P(\omega_j) \ln P(X | \omega_j) \} \Rightarrow X \in \omega_i \quad (5)$$

由式 (3) 和式 (5) 可得, 此时正态分布的贝叶斯分类器判别函数为:

$$h_i(x) = P(x | \omega_i)P(\omega_i) = \ln \left\{ \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |S_i|^{-\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (X - \bar{\mu}_i)^T S_i^{-1} (X - \bar{\mu}_i) \right] P(\omega_i) \right\} = -\frac{1}{2} (X - \bar{\mu}_i)^T S_i^{-1} (X - \bar{\mu}_i) - \frac{N}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |S_i| + \ln P(\omega_i) \quad (6)$$

至此, 将获取的实时特征值带入各判别函数, 若 $\max \{h_i$

$(x), i=1, 2, \dots, 4) = h_1(x)$, 则此时正在发生跳闸事件。此时即可向相关工作人员报警, 并将事件发生的时间, 以及跳闸时的视频帧保存下来, 以便实现各方协同处理应对紧急事件。

2 结果与分析

针对本文提出的算法, 为验证其有效性、实时性和实用性, 本文进行了一系列的仿真实验。所用的视频为分辨率 1280×720 , 有跳闸事件发生的地铁站闸机口视频, 总长为 800 帧。算法运行在 2.13 GHz Core I3 处理器上, 开发平台 Visual Studio 2010。实验用的样本是从广州地铁三元里地铁站监控录像中手动获取的。将监控录像视频进行闸门的模板匹配, 得到整个时间段的匹配率, 从中获取跳闸样本的特征向量和其余 3 类的特征向量。图 4 显示了这些训练样本的分布情况, Type 1 为跳闸事件的一类, Type2~Type4 分别为上述所描述的其他 3 类。从图中可以看出, 这些样本具有较好的可分性的, 特征空间分布都比较明显。

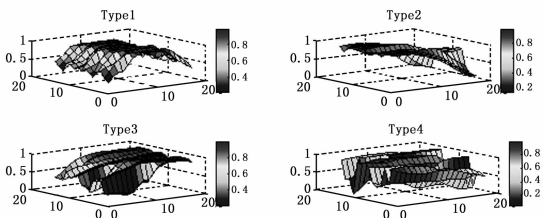


图 4 各类训练样本分布情况对比图

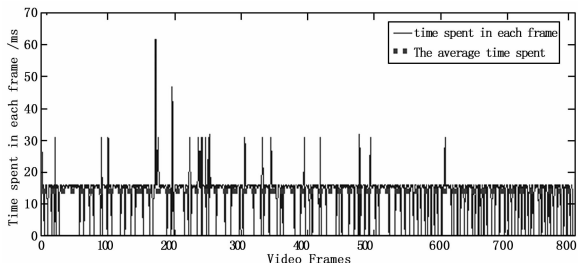


图 5 处理视频时每帧图像的耗时情况 (单个闸机口)

2.1 算法的实时性实验结果与分析

在图 5 中, 实线代表本算法处理一段视频时每帧图像的耗时情况, 虚线代表算法的平均耗时。从图 5 可知, 本文算法每处理一帧图像平均耗时 13 ms。而人眼可分辨连续动作的极限是每秒 24 帧, 即每帧图像耗时 42 ms。地铁站内一般的出入闸机口一般有闸门 4 个左右, 即一个摄像头处理 4 个闸机口耗时 52 ms, 仍然具有很好的实时性。上述实验说明, 算法处理视频的效率很高, 能达到使用时实时性的要求。

2.2 算法的准确性实验结果与分析

表 1 本文算法准确率的仿真实验结果

总帧数	跳闸帧数	误报帧数	漏报帧数	准确率
2923	57	2	0	96.6%

表 1 可以看出, 本算法在进行闸机口处的跳闸事件检测时, 具有较高的准确率, 只要发生跳闸事件, 均可检测出来, 满足实际应用的要求。

2.3 算法的实际检测结果

图 6 为算法的实际检测结果。测试视频为广州地铁三元里地铁站监控录像。从图 6 可以看出, 本文算法不仅可以在实际应用中准确地检测出跳闸事件, 而且还能在检测到跳闸事件的

同时抓拍存储跳闸人正在跳闸时的图像, 及时的发送到工作人员取证。图 6 (b) 可以看出, 本算法对轻微的遮挡也具有一定的鲁棒性。



(a) 算法实际检测跳出闸机结果图



(b) 算法实际检测跳进闸机结果图

图 6 算法实际检测结果图

3 结语

针对闸机口处跳闸事件检测, 本文提出了一种基于图像处理的跳闸事件检测方法。本方法根据模板匹配预处理监控视频得到闸门匹配率, 提取一段连续时间序列的闸门匹配率作为特征向量, 而后基于最小错误率的贝叶斯方法对实时特征向量进行分类, 决策是否发生跳闸事件。本方法与传统的传感器系统识别方法相比, 不需要额外的传感器, 只需要地铁等公共场合中已大量存在的摄像头即可, 成本低。实验证明, 本算法能有效地检测出跳出闸机事件。将本算法与传统的算法相结合, 可以得到更优的检测效果, 检测到跳闸事件之后, 在监控端相应的记录, 可及时通知推送各方工作人员做出应对, 具有较高的应用前景。

如何将算法应用于跳过栏杆是我们下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] 王子甲, 陈峰, 罗诚. 轨道交通车站检票闸机布局的仿真优化 [J]. 北京交通大学学报: 自然科学版, 2012, 35 (6): 28-32.
- [2] 曲日. 城市轨道交通中闸机智能识别系统及其识别技术的研究 [D]. 天津: 天津大学, 2005.
- [3] 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.
- [4] Brunelli, Roberto. Template matching techniques in computer vision: theory and practice [M]. John Wiley & Sons, 2009.
- [5] Bradski, Gary; Kaehler, Adrian. Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library [M]. O'Reilly Media, Inc., 2008.
- [6] 陈沈轶, et al. 模板图像匹配中互相关的一种快速算法 [J]. 传感技术学报, 2007, 20 (6): 1325-1329.
- [7] 边肇祺; 张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [8] 淑莹. 图像模式识别: VC++ 技术实现 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [9] 邓桂骞, 赵跃龙, 刘霖, 等. 一种优化的贝叶斯分类算法 [J]. 计算机测量与控制, 2012 (1): 62.
- [10] 黄捷, et al. 一种新的正态分布实例的贝叶斯分类算法 [J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2001, 29 (12): 46-48.