



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 108734158 B

(45)授权公告日 2020.05.19

(21)申请号 201710243990.5

G06K 9/62(2006.01)

(22)申请日 2017.04.14

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 108734158 A

CN 106529532 A, 2017.03.22,
CN 104616016 A, 2015.05.13,
CN 105426821 A, 2016.03.23,
CN 103530878 A, 2014.01.22,
CN 105184300 A, 2015.12.23,
CN 103810474 A, 2014.05.21,
CN 106557740 A, 2017.04.05,
CN 102509091 A, 2012.06.20,
贾斌. 车号自动识别系统.《铁道通信信号》
.2005, 第41卷(第3期),

(43)申请公布日 2018.11.02

(73)专利权人 成都唐源电气股份有限公司
地址 610046 四川省成都市武侯区武兴五
路355号西部智谷A1-1-9

(72)发明人 张楠 宋平 王瑞锋

审查员 傅重添

(74)专利代理机构 成都九鼎天元知识产权代理
有限公司 51214

代理人 徐静

(51) Int. Cl.

G06K 9/20(2006.01)

G06K 9/34(2006.01)

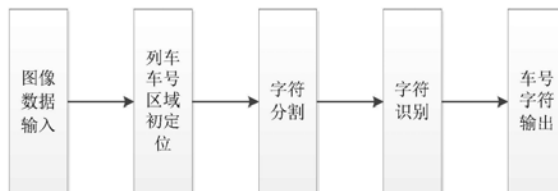
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

一种实时列车车号识别方法及装置

(57)摘要

本发明涉及图像识别领域,针对现有技术存在的问题,提供一种实时列车车号识别方法包括:车号区域初定位步骤对输入的图像数据通过局部二值模型,计算最优灰度等级,最后得到最优灰度等级对应的整幅的灰度等级值;根据该灰度等级值通过线性的二类分类器从输入图像中定位出包含车号字符的矩形坐标;字符分割步骤采用动态二值化方法与连通成分分析算法将包含车号字符的矩形坐标区域分割为单独的字符;字符识别步骤根据SVM分类器对列车车号进行字符识别。



1. 一种实时列车车号识别方法,其特征包括:

车号区域初定位步骤:对图像采集设备实时输入的图像数据通过局部二值模型计算出LBP图像,通过训练计算LBP图像的局部区域直方图最优灰度等级,最后得到最优灰度等级对应的整幅的灰度等级值;根据该灰度等级值通过线性的二类分类器从输入图像中定位出包含车号字符的矩形坐标;所述线性的二类分类器为SVM分类器;

字符分割步骤:采用动态二值化方法与连通成分分析算法将包含车号字符的矩形坐标区域分割为单独的字符;

字符识别步骤:根据SVM分类器对列车车号进行字符识别;其中,所述车号区域初定位步骤具体过程是:

采用LBP局部二值模型,计算窗口选择为 $m*m$,计算出LBP图像;

通过 $B_0 = \arg \max \frac{P(B)}{T(B)}$ 计算得到最优灰度等级 B_0 ;

得到特征长度 B_0*m*m 维灰度等级值图像;

其中P为大量训练样本的字符识别平均概率,T为识别时间,T不超过300毫秒;m属于2到4。

2. 根据权利要求1所述的一种实时列车车号识别方法,其特征包括所述 $B_0=64$; $m=3$ 。

3. 根据权利要求1所述的一种实时列车车号识别方法,其特征包括所述二类分类器是线性分类器,并且二类分类器通过SVM分类器实现,二类分类器类型是c-SVM。

4. 根据权利要求1所述的一种实时列车车号识别方法,其特征包括所述字符分割步骤具体实现过程是:

计算车号矩形区域的均值 $mean = \sum_{i=0}^N I(x,y)/N$, 每个像素图像灰度值方差 $var = \sum_{i=0}^N ((mean - I(x,y)) * (mean - I(x,y))) / N$, 每个像素新的二值化图像为 $T(x,y) = I(x,y) > var * t ? 255 : 0$, 其中参数t取值范围为0-1之间;

遍历二值图像,并记下每一行或列中连续的行程和标记的等价对,然后通过等价对对每个像素新的二值化图像进行重新标记,然后通过外接矩形框,取出真实的字符区域矩形;

其中x,y为每个像素在图像中的坐标值;I(x,y)为每个像素的灰度值。

5. 根据权利要求4所述的一种实时列车车号识别方法,其特征包括所述t是通过线性回归训练得出,具体过程是:

收集n个字符区域矩形图,每张图归一化到P*P尺寸,计算每张图的全局灰度直方图,把灰度直方图输入svm分类器,手动计算每张图对应的t,并作为线性回归分类器的标签,训练SVM分类器模型;

当新来一张车号矩形区域图,归一化到P*P尺寸,计算此图的全局灰度直方图,把灰度直方图输入已经训练好的svm分类器,输出值为参数t;

其中P等于500到1500;n大于等于1000。

6. 一种实时列车车号识别装置,其特征包括:

车号区域初定位模块:用于对图像采集设备实时输入的图像数据通过局部二值模型,

计算最优灰度等级,最后得到最优灰度等级对应的整幅的灰度等级值;根据该灰度等级值通过线性的二类分类器从输入图像中定位出包含车号字符的矩形坐标;

字符分割模块:用于采用动态二值化方法与连通成分分析算法将包含车号字符的矩形坐标区域分割为单独的字符;

字符识别模块:用于根据SVM分类器对列车车号进行字符识别;其中,所述车号区域初定位模块具体过程是:

采用LBP局部二值模型,计算窗口选择为 $m*m$,计算出LBP图像;

通过 $B_0 = \arg \max \frac{P(B)}{T(B)}$ 计算得到最有灰度等级 B_0 ;

得到特征长度 B_0*m*m 维灰度等级值图像;

其中P为大量训练样本的字符识别平均概率,T为识别时间,T不超过300毫秒;m属于2到4。

7.根据权利要求6所述的一种实时列车车号识别装置,其特征在于所述 $B_0=64$; $m=4$ 。

8.根据权利要求6所述的一种实时列车车号识别装置,其特征在于所述字符分割模块具体实现过程是:

计算车号矩形区域的均值 $mean = \sum_{i=0}^N I(x,y) / N$ 每个像素图像灰度值方差

$$var = \sum_{i=0}^N ((mean - I(x,y)) * (mean - I(x,y))) / N$$

每个像素新的二值化图为 $T(x,y) = I(x,y)$

$>var*t?255:0$,其中参数t取值范围为0-1之间;

依次遍历二值图像每个像素,并记下每一行或列中连续的行程和标记的等价对,然后通过等价对对每个像素新的二值化图像进行重新标记,然后通过外接矩形框,取出真实的字符区域矩形。

一种实时列车车号识别方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及图像识别领域,尤其是一种实时列车车号识别方法及装置。

背景技术

[0002] 当前列车车号识别主要存在如下的缺点:(1) 离线识别,即列车通过后较长时间才报识别结果,离线识别的一个显著缺点为,随着列车数量较多,识别时间越长,当天的列车车号很可能需要第二天才能识别出结果,时间滞后,影响工作;(2) 识别车号图像类型单一,市面已有厂家的车号识别要不支持面阵相机图像,要不支持线阵相机图像,较少有同时支持面阵相机和线阵相机的车号识别算法;(3) 支持识别车号类型偏少,现有列车车号包括普速电力机车HXD开头的车号、韶山型车号、动车车号、双向来车车号等,已有的列车车号识别不能全部支持以上类型的车号识别;(4) 识别率偏低,目前的已有列车车号识别率平均92%,离铁路总公司规定的99%有不小差距。

发明内容

[0003] 本发明所要解决的技术问题是:针对现有技术存在的问题,提供一种实时列车车号识别方法及装置。本发明从输入图像中快速定位出包含车号字符的矩形坐标,然后动态二值化和连通成分分析方法把包含车号字符的区域分割为单独的字符;然后根据训练好的SVM分类器模型对每个字符进行具体识别,得到列车车号的具体字符。达到本设计要求。

[0004] 本发明采用的技术方案如下:

[0005] 一种实时列车车号识别方法包括:

[0006] 车号区域初定位步骤:对图像采集设备实时输入的图像数据通过局部二值模型,计算最优灰度等级,最后得到最优灰度等级对应的整幅的灰度等级值;根据该灰度等级值通过线性的二类分类器从输入图像中定位出包含车号字符的矩形坐标;

[0007] 字符分割步骤:采用动态二值化方法与连通成分分析算法将包含车号字符的矩形坐标区域分割为单独的字符;

[0008] 字符识别步骤:根据SVM分类器对列车车号进行字符识别。

[0009] 进一步的,所述车号区域初定位步骤具体过程是:

[0010] 采用LBP模型,计算窗口选择为 $m \times m$,计算出IBP图像;

[0011] 通过 $B_0 = \max \frac{P(B)}{T(B)}$ 计算得到最有灰度等级 B_0 ;

[0012] 得到特征长度 $B_0 \times m \times m$ 维灰度等级值图像;

[0013] 其中P为大量训练样本的字符识别平均概率,T为识别时间,T不超过300毫秒;m属于2到4。

[0014] 进一步的,所述 $B_0 = 64$; $m = 4$ 。

[0015] 进一步的,所述二类分类器是线性分类器,并且二类分类器通过SVM分类器实现,二类分类器类型是c-SVM。

[0016] 进一步的,所述字符分割步骤具体实现过程是:

[0017] 计算车号矩形区域的均值 $mean = \sum_{i=0}^N I(x, y) / N$ 方差

$var = \sum_{i=0}^N ((mean - I(x, y)) * (mean - I(x, y))) / N$ 新的二值化图为 $T(x, y) = I(x, y) > var * t$

其中参数t取值范围为0-1之间;

[0018] 遍历二值图像,并记下每一行或列中连续的行程和标记的等价对,然后通过等价对对每个像素新的二值化图像进行重新标,然后通过外接矩形框,取出真实的字符区域矩形。

[0019] 进一步的,所述t是通过线性回归训练得出,具体过程是:

[0020] 收集n个字符区域矩形图,每张图归一化到P*P尺寸,计算每张图的全局灰度直方图,把灰度直方图输入svm分类器,手动计算每张图对应的t,并作为线性回归分类器的标签,训练SVM分类器模型;

[0021] 当新来一张车号矩形区域图,归一化到P*P尺寸,计算此图的全局灰度直方图,把灰度直方图输入已经训练好的svm分类器,输出值为参数t;

[0022] 其中P等于500到1500;n大于等于1000。

[0023] 一种实时列车车号识别装置包括:

[0024] 车号区域初定位模块:用于对图像采集设备实时输入的图像数通过局部二值模型,计算最优灰度等级,最后得到最优灰度等级对应的整幅的灰度等级值;根据该灰度等级值通过线性的二类分类器从输入图像中定位出包含车号字符的矩形坐标;

[0025] 字符分割模块:用于采用动态二值化方法与连通成分分析算法将包含车号字符的矩形坐标区域分割为单独的字符;

[0026] 字符识别模块:用于根据SVM分类器对列车车号进行字符识别。

[0027] 进一步的,所述车号区域初定位模块具体过程是:

[0028] 采用LBP模型,计算窗口选择为m*m,计算出IBP图像;

[0029] 通过 $B_0 = \max \frac{P(B)}{T(B)}$ 计算得到最有灰度等级 B_0 ;

[0030] 得到特征长度 $B_0 * m * m$ 维灰度等级值图像;

[0031] 其中P为大量训练样本的字符识别平均概率,T为识别时间,T不超过300毫秒;m属于2到4。

[0032] 进一步的,所述 $B_0 = 64$; $m = 4$ 。

[0033] 进一步的,所述字符分割模块具体实现过程是:

[0034] 计算车号矩形区域的均值 $mean = \sum_{i=0}^N I(x, y) / N$ 方差

$var = \sum_{i=0}^N ((mean - I(x, y)) * (mean - I(x, y))) / N$ 新的二值化图为 $T(x, y) = I(x, y) > var * t$

其中参数t取值范围为0-1之间;

[0035] 遍历二值图像,并记下每一行或列中连续的行程和标记的等价对,然后通过等价对对每个像素新的二值化图像进行重新标,然后通过外接矩形框,取出真实的字符区域矩形。

[0036] 综上所述,由于采用了上述技术方案,本发明的有益效果是:

[0037] 本发明中支持阵列连续图像数据、面阵连续图像数据等输入图像数据,对输入的图像数据通过局部二值模型,计算最优灰度等级,然后从输入图像中定位出包含车号字符的矩形坐标;采用动态二值化方法与连通成分分析算法将包含车号字符的矩形坐标区域分割为单独的字符后对字符识别,快速识别车车号;

[0038] 本发明方法或者装置支持目前所有列车车号类型识别,并且对于任何时间段拍摄的列车车号进行准确识别。

附图说明

[0039] 本发明将通过例子并参照附图的方式说明,其中:

[0040] 图1是本发明原理框图。

具体实施方式

[0041] 本说明书中公开的所有特征,或公开的所有方法或过程中的步骤,除了互相排斥的特征和/或步骤以外,均可以以任何方式组合。

[0042] 本说明书中公开的任一特征,除非特别叙述,均可被其他等效或具有类似目的的替代特征加以替换。即,除非特别叙述,每个特征只是一系列等效或类似特征中的一个例子而已。

[0043] 本发明相关说明:

[0044] 1、车号字符指的是数字0-9,大写字母A-Z;

[0045] 2、对图像采集设备输入的图像数据:指的是包含列车车号的阵列连续图像数据、包含列车车号的面阵连续图像数据;图像分辨率最高2900万像素。图像采集设备实时采集列车车号。

[0046] 本发明过程说明:

[0047] 1、列车车号区域初定位过程:主要指从输入图像中快速定位出包含车号字符的矩形坐标,采用局部二值模型LBP+二类分类器进行,具体过程是:

[0048] (1) 局部二值模型LBP:,是一种纹理描述子,用来度量和提取图像局部的纹理细节。LBP具有计算快,对光照稳健等特性。本发明采用传统LBP模型,即计算窗口选择3*3,距离中心像素为1个像素距离。周围8个像素如果大于中心像素,标记为1,否则为0。这样,得到一个无符号的8位二进制数。最终计算出LBP图像,但LBP图像本身不能直接提取特征,需要提取灰度直方图。本发明没有采用传统的全局直方图而是提取LBP图像的4*4的局部区域直方图,为了在运行时间和识别精度间找到一个最优,本发明没有采用传统的256作为灰度直方图的等级,而是通过训练得出一个最优等级 B_0 。

[0049] 最优等级 B_0 的计算:本发明通过如下的一个公式计算出最优灰度等级:

$$B_0 = \max \frac{P(B)}{T(B)}$$
,其中P为大量训练样本的字符识别平均概率,T为识别时间,为了满足实时

识别, T我们规定最大不超过300毫秒。最终得出最优的灰度等级 $B_0=64$, 最后的特征长度为 $64*4*4=1024$ 维。

[0050] (2) SVM分类器: 支持向量机 (SVM) 它是一种二类分类器, 其基本模型定义为特征空间上的间隔最大的线性分类器, 其学习思想是间隔最大化, 最终可转化为一个凸二次规划问题的求解, 主要特点是训练样本需求小, 与样本的维度无关, 只与支持向量有关, 良好的过拟合等。本发明的SVM分类器的训练参数设置如下:

[0051] Svm-type:c-SVM

[0052] kernel_type:linear。

[0053] 2、字符分割: 是指把一串车号字符分割为单独的一个字符, 主要采用动态二值化和连通成分分析算法实现。

[0054] (1) 动态二值化: 计算车号矩形区域的均值 $mean = \sum_{i=0}^N I(x, y) / N$ 每个像素图像灰

度值方差 $var = \sum_{i=0}^N ((mean - I(x, y)) * (mean - I(x, y))) / N$ 每个像素新的二值化图为 $T(x, y)$

$= I(x, y) > var * t ? 255 : 0$ (作用是将像素的灰度图变成黑白图, 字符白色, 底色黑色或者字符黑色, 底色是白色), 其中参数 t 取值范围为 $0-1$ 之间;

[0055] 其中参数 t , 取值范围为 $0-1$ 之间, 由于不同光照的图像, 二值化的参数 t 不确定, 为了自适应的得到二值化图, t 是通过线性回归训练得出。

[0056] 其中, 参数 t 的训练: 收集大量字符区域矩形图, 每张图归一化到 $100*100$ 尺寸, 计算每张图的全局灰度直方图, 把灰度直方图输入svm分类器, 手动计算每张图对应的 t , 并作为线性回归分类器的标签, 训练SVM分类器模型。

[0057] (2) 依次遍历二值图像每个像素, 并记下每一行或列中连续的行程和标记的等价对, 然后通过等价对对原来的图像进行重新标, 然后通过外接矩形框, 取出真实的字符区域矩形;

[0058] 参数 t 的计算: 当新来一张车号矩形区域图, 归一化到 $100*100$ 尺寸, 计算此图的全局灰度直方图, 把灰度直方图输入已经训练好的svm分类器, 输出值为参数 t 。

[0059] (2) 连通成分分析算法: 一次遍历二值图像, 并记下每一行 (或列) 中连续的行程和标记的等价对, 然后通过等价对对每个像素新的二值化图像进行重新标, 然后通过外接矩形框, 取出真实的字符区域矩形。

[0060] 3、字符识别: 是指识别单个字符对应的真实含义, 本发明支持识别数字 $0-9$, 大写字母 $A-Z$ 。本发明的字符图像尺寸为 $45*45$, 预先收集大量字符图像, 计算LBP特征, 训练SVM分类器模型。

[0061] 本发明并不局限于前述的具体实施方式。本发明扩展到任何在本说明书中披露的新特征或任何新的组合, 以及披露的任一新的方法或过程的步骤或任何新的组合。

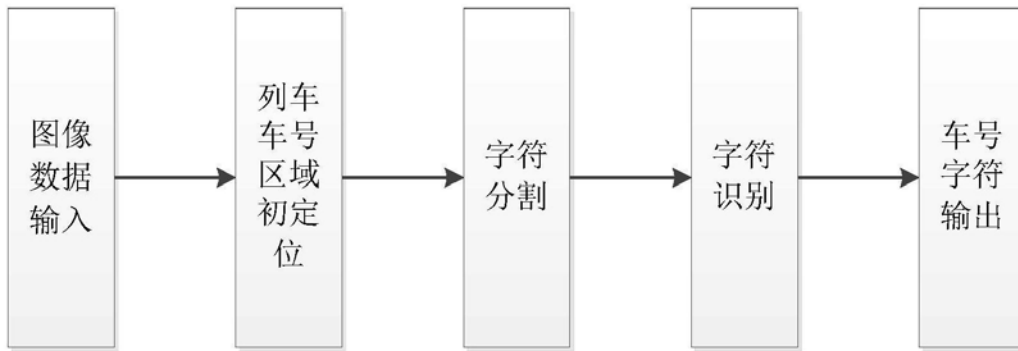


图1