

基于加速度传感器的运动模式识别

黄仁, 田丰, 田维兴

HUANG Ren, TIAN Feng, TIAN Weixing

重庆大学 计算机学院, 重庆 400030

School of Computer, Chongqing University, Chongqing 400030, China

HUANG Ren, TIAN Feng, TIAN Weixing. Motion pattern recognition using acceleration transducer. *Computer Engineering and Applications*, 2015, 51(6):235-239.

Abstract: This paper proposes a motion pattern recognition algorithm which only uses acceleration transducer on phone. The algorithm executes frequency domain filtering of acceleration transducer signal collected and then adopts improved DBSCAN algorithm when clustering. The experiment results show that the algorithm achieves higher accuracy and availability.

Key words: acceleration transducer; movement pattern; filtering; clustering

摘要: 提出一种用于识别人体运动行为模式的算法,该算法仅需从智能手机加速传感器获取信号数据,对信号进行频域滤波,采用改进的DBSCAN算法进行聚类和识别出运动模式。实验结果表明该算法具有较高的准确率和实用性。

关键词: 手机加速传感器; 运动模式; 滤波; 聚类

文献标志码:A 中图分类号:TP391 doi:10.3778/j.issn.1002-8331.1406-0476

1 引言

伴随着智能手机的普及,智能手机上应用软件越来越贴近人的生活。根据IDC的统计报告(<http://www.idc.com/home.jsp>),2013年年初,中国智能手机普及率已经达到66%。很多传感器比如:加速传感器、地磁传感器、方向传感器等已经成为智能手机的标准配置。使用这些智能手机上的传感器分析和识别运动行为的软件越来越多。例如,有一些学者研究智能手机的手势识别^[1-2];计步器可以用来记录一天行走的步数^[3],从而计算消耗的体能,帮助制定合理的饮食计划,满足了人们的健康需求;在室内定位中也可以作为一种辅助手段^[4-6],借助于基站定位,指纹定位等技术,提高室内定位的精度。然而,通过研究发现,目前计步器大都只是计算人行走的步数,但是并不能识别其他的运动模式,比如跑步等等,因此,本文提出一种只使用智能手机加速传感器,识别运动模式的算法。

2 人运动行为分析相关工作与研究

目前,用传感器分析运动模式的数据来源主要分为

两类:在人身上固定传感器,比如加速传感器,然后采集传感器数据;还有一类采集智能设备中传感器的数据,比如智能手机中内置的加速传感器等。

文献[7]提出一种识别手机运动模式的算法,通过智能手机在三个轴的加速传感器变化,找出变化关键点,然后采用模式匹配机制来分析手机和人的运动模式。虽然该算法的识别率接近100%,但该模式比较固定,算法不具备移植性。文献[8]采用磁传感器识别走路或者跑步,该方法的特点是不需要将传感器固定到人身上,对传感器和人的相对位置不敏感。但磁传感器受周围磁场的影响非常大,在复杂环境(有其他磁场干扰)下不太适用。文献[9]采用智能手机内置的加速传感器,采用人工神经网络方法识别运动模式,人工神经网络能够相当准确识别行为模式,但人工神经网络是从零基础开始训练,需要大量的样本空间和时间训练。文献[10]通过采集智能手机加速传感器信号、GPS信号、基站信号三种类型的参数,通过谱聚类算法分类,然后采用SCHMM的算法预测分类,但该算法采集GPS信号不适用于室内环境和无GPS信号的环境,并且在实际环境中,同

作者简介: 黄仁(1962—),男,副教授,硕士生导师,CCF会员,主要研究方向为嵌入式应用技术、模式识别与知识工程;田丰(1988—),男,硕士研究生,主要研究方向为嵌入式应用技术、数据挖掘;田维兴(1987—),男,硕士研究生。

E-mail: 15123278982@163.com

收稿日期:2014-07-02 修回日期:2014-09-09 文章编号:1002-8331(2015)06-0235-05

CNKI网络优先出版:2014-10-29, <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3778/j.issn.1002-8331.1406-0476.html>

一个位置的基站信号在不同时间会有相当大的变化,因此,该算法有一定的局限性。

上述算法都可以相当准确地识别运动模式,比如跑步、走路,但是输入数据量多:GPS信号,基站信号等,而且不能计算步数,步数在有些应用中十分重要,比如可以根据步数来估计移动距离,计算消耗的体能,还可以和其他应用结合来进行导航等等。本文尽量采集较少数据和使用便于携带的智能手机,提出了一种基于DBSCAN聚类算法的运动模式识别算法,该方法不仅可以识别用户特定的运动模式,并且可以计算出用户特定运动模式(比如走路或者跑步)下移动的距离,本文算法使用步数来度量距离,用户移动的实际距离需要根据不同人的身高和体重等参数来模拟预测,本文并不讨论该问题。

由于实际采集的手机传感器数据有较大的波动和噪声,不可以直接聚类,因此,本文采用巴特沃斯高通滤波器(BHPF),对传感器数据进行频域滤波,实验结果显示频域滤波后进行聚类有较好的准确率。

3 运动模式分类与识别

先简单将运动模式分为两类:走路与跑步。由于算法对于分类个数有一定的鲁棒性,后续会考虑更多的运动模式:比如弯腰,上下楼梯等等。

本文算法做如下假设:手机放在自己的裤子口袋,并且行走时采用两腿交替行走。下面详细介绍运动模式识别算法。

3.1 手机加速传感器数据采集

相关文献统计,人的步频通常不超过5步/s,因此手机需要满足如下条件:带有加速传感器,并且采样频率至少要30 Hz。目前,市场上大多数手机的加速传感器都满足此要求。

由于加速传感器采用手机坐标轴,手机坐标轴如图1所示。传感器在三个轴的数值是手机加速度在三个轴的投影,对于手机内置的加速传感器,还包括重力加速度在三个轴的投影。所以,即使在静止时,加速传感器在三个轴的数值一般都是非零的。

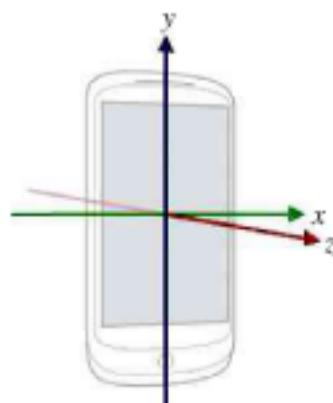


图1 手机传感器坐标系示意图

每隔50 ms采集三个轴的加速传感器数值。然后计算出手机的合成加速度的大小,采用公式:

$$a_i = \sqrt{a_{x_i}^2 + a_{y_i}^2 + a_{z_i}^2} \quad (1)$$

其中, a_i 表示第 i 次采样时的合成加速度, $a_{x_i}, a_{y_i}, a_{z_i}$ 分别表示第 i 次采样加速传感器在 x, y, z 轴的加速度大小。由于人的运动行为不是以手机坐标轴为标准,所以采用合成加速度增加了手机相对于人运动方向的鲁棒性。图2展示了人在走路时三个轴合成加速度变化情况(未经过了高斯平滑滤波),从图中可以看到,合成加速度 a 出现周期性的增大和减小,每一个矩形框代表走了一步,后面会利用这种规律分析行走模式。

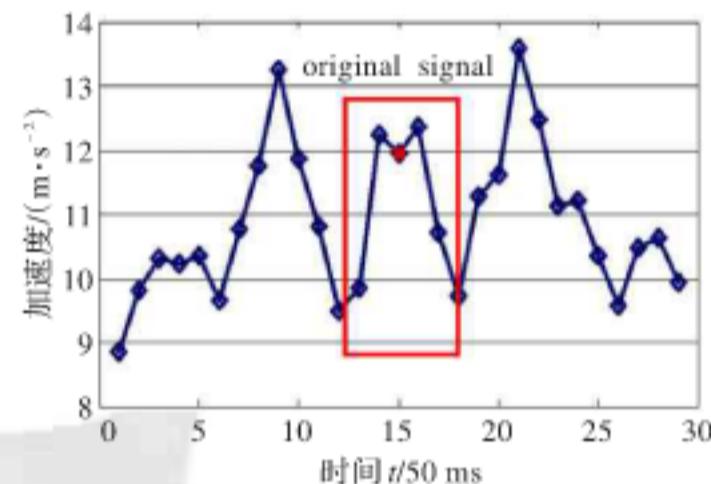


图2 行走时加速度变化趋势图

实验发现,加速传感器信号在人走路和跑步时形成的波形不同,从而可以根据波形来分类人走路或者跑步两种模式。通过训练好的DBSCAN聚类算法识别出人走一步或者跑一步。

3.2 信号预处理

由于采集到的原始信号有很大波动和噪声,不能直接进行聚类,例如图2中红色点为人在走路时的噪声,因此,必须经过预处理,首先采用高斯平滑滤波,采用公式:

$$a_i = \sum_{k=i}^{i+N} a_k \quad (2)$$

然后将信号从时域空间转变到频域空间,采用本文设计的BHPF进行滤波,其中截止频率是 h (本文实验 $h=10$)。图3为滤波后的效果。可以看到,经过滤波后,过滤掉噪声点,可以较明显地看出走路时,传感器数值的波动。

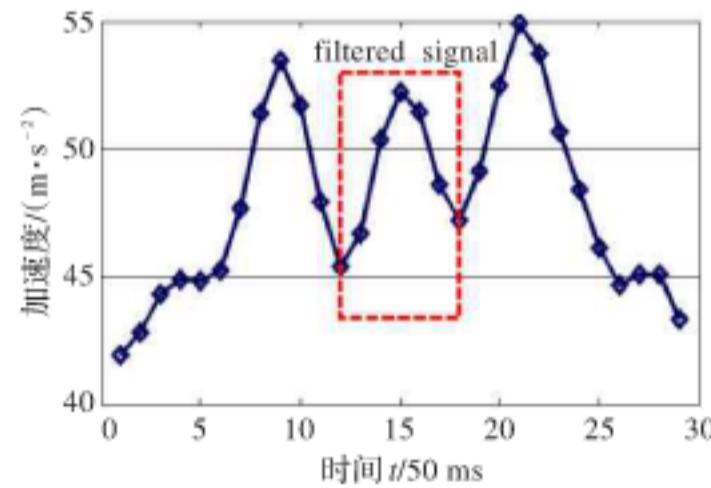


图3 滤波后的加速度传感器信号图

采集处理后的信号,得到时间向量:

$$V = \{V_1, V_2, \dots, V_m\}$$

其中, m 表示采样个数, V_i 表示 i 时刻采集的加速传感器时间序列, 可以表示为:

$$V_i = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$$

其中, a_i 表示 i 时刻经过预处理后加速传感器值, n 表示时间序列长度, 本文选择的时间序列长度为 10 个点, 两点间隔 50 ms。

3.3 DBSCAN 聚类算法

目前, 运动模式识别方面的聚类算法大都采用 k -means 等基于划分的聚类算法, 这类算法只能将样本聚集成球状簇, 但是在加速传感器采集到的样本空间未必是球状簇, 因此本文采用基于密度的方法, 这样可以发现任意形状的簇。

首先, 相似性度量函数采用基于动态规划的最长公共子序列 (Longest Common Subsequence, LCSS)。定义两个时间序列 V_i, V_j 的相似性为 $S(V_i, V_j)$:

$$S(V_i, V_j) = \frac{LCSS(V_i, V_j)}{\max(L_{V_i}, L_{V_j})} \quad (3)$$

其中, L_{V_i}, L_{V_j} 分别表示 V_i, V_j 的长度, 即采样点的个数, $LCSS(V_i, V_j)$ 为:

$$\begin{aligned} LCSS(V_i(i), V_j(j)) = & \\ & \begin{cases} 0, V_i(i)=0 \text{ or } V_j(j)=0 \\ 1+LCSS(V_i(i-1), V_j(j-1)), d(V_i(i-1)-V_j(j-1))<\Delta \\ \max(LCSS(V_i(i-1), V_j(j)), LCSS(V_i(i), V_j(j-1))), \text{ otherwise} \end{cases} \quad (4) \end{aligned}$$

式中 $V_i(i)$ 即 V_i 向量中的 a_i , Δ 为相似容忍度, 即 $a_i - a_j < \Delta$ 时, 认为 a_i 和 a_j 相似。

在实际情况下, 仍有向量变化率很小, 但是和一些变化率很大的向量的 LCSS 值很接近, 因此, 本文将向量 V_i 的方差与向量 V_j 的方差的差 γ 乘以相应的系数 α , 然后和 LCSS 相加。同时, 通过实验发现, 人走路或者跑步时的数据总是满足先增大后减小的变化规律, 相应的一阶导数递减, 二阶导数为负, 因此, 要过滤掉部分不符合该规律的数据, 本文考虑向量 V_i 的二阶导数与向量 V_j 的二阶导数的差 δ 乘以相应的系数 β , 然后和 LCSS 相加。

最终, V_i, V_j 的相似性 $TS(V_i, V_j)$ 如下式:

$$TS(V_i, V_j) = S(V_i, V_j) + \alpha * \gamma + \beta * \delta \quad (5)$$

式中, γ 为向量 V_i 的方差与向量 V_j 的方差的差, α 为方差系数参数, δ 为向量 V_i 的二阶导数与向量 V_j 的二阶导数的差, β 为方向系数参数。

DBSCAN 算法是一种基于密度的聚类算法, 算法的核心思想是: 计算出核心对象, 该对象 ε 邻域内的对象个数大于等于 $MinPts$, 将该核心对象作为一个类, 并且将以该核心对象的邻域对象作为核心对象的对象也加入到该类, 直至循环遍历完所有的样本对象。

算法的流程图如图 4 所示。

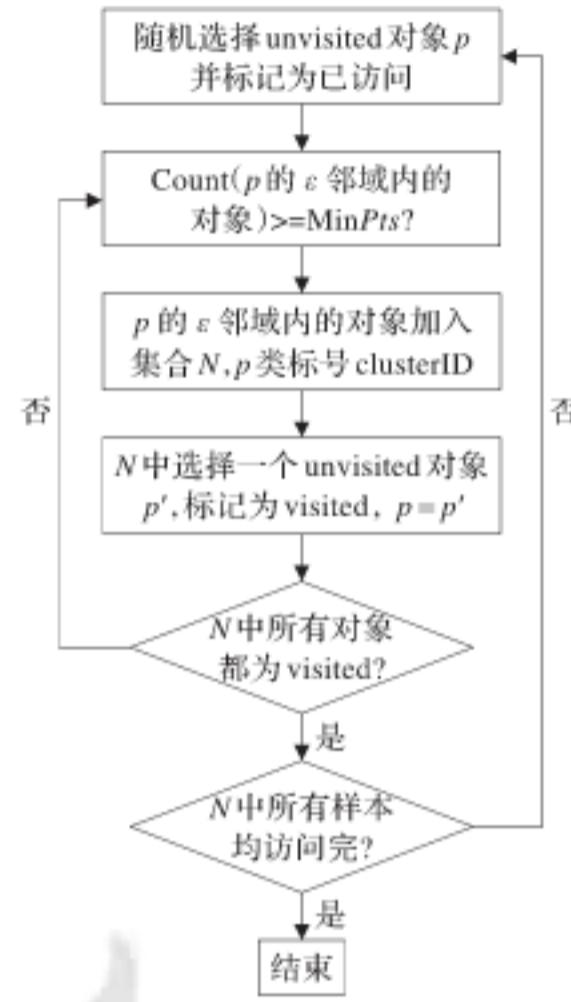


图 4 DBSCAN 算法流程图

3.4 运动模式识别

现有一未知分类向量 V 将 DBSCAN 算法结果的所有核心对象加入到集合 S , 计算向量 V 与集合 S 中所有向量的相似度, 将与向量 V 相似度最大的对象所属的类标号作为向量 V 的类标号, 若有多个最大相似度对象, 则计算向量 V 与这些最大相似度对象的欧氏距离, 将距离最小的对象所属类标号作为向量 V 的类标号。

上述方法可以分类用户走一步或者跑一步的行为模式。在实际环境中, 若想计算走路或者跑步的步数, 则需要不断地采集加速传感器样本点, 构成 m 个样本点组成的 V 向量, 通过改进的 DBSCAN 算法识别出走一步或者跑一步的模式, 累计步数实现计步。

3.5 算法总结

在走路和跑步时, 加速传感器采集到样本点形成的波形不同, 本文算法首先通过频域滤波过滤噪声点, 然后通过改进的 DBSCAN 算法识别人走一步或者跑一步的行为模式。最后通过累计步数实现计步。

4 实验结果与分析

基于手机运动模式识别的研究, 比较有代表性的算法是文献[8]和文献[10]提出的算法, 并且这些算法在聚类前没有经过滤波, 而是直接聚类, 降低了算法的鲁棒性。下面从分类的准确性分析实验结果, 并与文献[8, 10]的实验结果作比较。

(1) 准确率

为了充分说明本文算法的有效性, 本文从以下方面进行了实验对比, ①手机放在左口袋和右口袋进行实验对比; ②多个不同的人进行实验对比; ③不同速度下实

验对比;④本文算法涉及的两个参数 α 和 β 不同取值对本文算法的影响。

①手机放在左右口袋的实验对比

为了验证手机放在左右口袋对算法并没有影响,本文在几乎相同速度(由于人两次的速度不可能完全相同,只是取近似值)和同一个人的条件下,进行了如下实验:

手机放在左口袋时,分别采集人走路 100 步,1 000 个样本点,跑步 100 步,1 000 个样本点,静止 2 000 个样本点,共计 4 000 个采样点,运行本文算法,实验结果如表 1。

手机放在右口袋时,进行相同的实验,采集 4 000 个走路、跑步和静止时的样本点,实验结果如表 1。

表 1 手机放在左右口袋时三种

	模式识别准确率 %		
	走路	跑步	静止
左口袋	92	84	95
右口袋	91	82	95

从实验结果可以看出,本文算法对于手机放在左右口袋是不敏感的。

②不同的人进行的实验对比

本文采集了 5 个人行走和跑步时的共 4 000 个样本点,每个人走路 200 步,采集 2 000 个样本点,跑步 200 步,采集 2 000 个样本点,实验结果如表 2。

表 2 5 个不同的人走路和

	跑步识别准确率 %	
	走路	跑步
第一个人	91	84
第二个人	90	80
第三个人	92	83
第四个人	88	90
第五个人	90	84

从对比实验可以看出,不同人运行本文算法的准确率会稍有区别,但基本可以达到相当高的精度。

③走路和跑步在不同速度下的实验对比

分别设计了在走路和跑步不同速度下运行算法的精确度对比实验,走路的 3 个不同平均速度分别为:1.15 步/s,1.53 步/s,1.85 步/s;其中每一种速度下走 100 步,每一步采集 1 000 个样本点;跑步的 3 个不同速度分别为:2 步/s,2.3 步/s,2.8 步/s;每一种速度下采集 1 000 个样本点。运行本文算法后,实验结果如表 3 和表 4 所示。

表 3 同一个人在不同速度下走路识别准确率 %

	1.15 步/s	1.53 步/s	1.85 步/s
走路识别准确率	92	90	75

表 4 同一个人在不同速度下跑步识别准确率 %

	2 步/s	2.3 步/s	2.8 步/s
跑步识别准确率	84	85	88

可以看出,随着人走路速度的提高,走路的准确率会略有下降,原因是当走路速度和跑步速度很接近时,算法会将部分走路误判为跑步,所以造成准确率的降低,对于这样的问题,本文算法暂时没有解决,作为后续工作,会继续研究。

④参数 α 和 β 对算法的影响

实验中,方差相似度参数 α 和二阶导数相似度参数 β 都是通过在实际实验的经验数据,并没有一个唯一确定的值。在实际应用中,可以建立人的身高、体重和人走路、跑步速度的估计模型,估计出人行走和跑步的速度,从而估计出 α 和 β 。本文实验的 α 和 β 的取值为 α 为 25, β 为 10。

(2) 实验结果对比与分析

为了证明本文算法有相对较好的准确性和实用性,将本文算法与文献[10]算法进行了对比:在文献[10]中,走路识别的平均准确率为 82.2%,跑步识别的平均准确率为 98.4%;本文实验走路识别的平均准确率为 91%,跑步识别的平均准确率为 84.2%。

从运动模式识别的准确率分析比文献[10]有如下优势,走路识别的准确率有明显提高,但是跑步识别的准确率下降,然而在某些应用场景下,如室内定位与导航,计步作为一种辅助的手段,实验的精度可以满足室内定位和导航的要求。

从采集数据来看,只需手机加速传感器的信号;文献[10]需要采集 GPS 信号,基站信号,手机加速传感器信息等数据,尤其是 GPS 信号在室内定位与导航领域内是无法使用的,而且,通过实验发现,在同一个位置不同时间的基站信号强度有相当大的波动,很不稳定,因此文献[10]算法不适用室内定位与导航。

文献[8]提出的采用手机内置的地磁传感器识别运动模式,其中走路和跑步识别的准确率都相当高,而且不需要将传感器固定在人身上,但地磁传感器极易受到周围磁场的影响,尤其是在室内环境,因此文献[8]在实际环境的可行性尚需研究。而本文仅采用手机内置的加速度传感器,基本不受周围环境影响。因此,在实际环境,尤其是在室内复杂的环境下比较实用。

综上所述,本文从运动模式识别的准确性和实用性都比文献[8, 10]提出的算法好。

5 结论

本文提出了一种基于智能手机传感器的运动模式识别算法,首先通过频域滤波技术,过滤掉样本数据的低频部分,将反映数据波动趋势的高频部分用 DBSCAN 聚类算法进行模式分类,实验证明算法分类的准确性较高,适用复杂的环境中。

本文与其他运动模式识别算法的区别在于,本文算法仅采集手机加速传感器信号,不仅能够识别运动模

式,而且能够计算运动的次数;比如:当人行走或者跑步时,不仅可以识别行走或者跑步两种运动模式,还可以计步。

同时,本文算法也有一定的局限性,因为手机放在口袋里,限制了用户使用手机的方式。因此,下一步将研究不同状态下使用手机,比如将打电话时,如何识别运动模式。

参考文献:

- [1] Lim J G, Kim S Y, Kwon D S. Pattern recognition-based real-time end point detection specialized for accelerometer signal[C]//IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2009: 203-208.
- [2] Akl A, Valaee S. Accelerometer-based gesture recognition via dynamic-time warping, affinity propagation, & compressive sensing[C]//2010 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing(ICASSP), 2010: 2270-2273.
- [3] Schutz Y, Weinsier S, Terrier P, et al. A new accelerometric method to assess the daily walking practice[J]. International Journal of Obesity and Related Metabolic Disorders: Journal of the International Association for the Study of Obesity, 2002, 26(1): 111-118.
- [4] Kim S, Jung W, Kim H. A location inference algorithm based-on smart phone user data modelling[C]//2014 16th International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing(IH-MSP), 2014: 1-4.
- [5] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2007, 37(6): 1067-1080.
- [6] Wu C, Yang Z, Liu Y, et al. WILL: wireless indoor localization without site survey[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(4): 839-848.
- [7] Cho H, Kim S, Baek J, et al. Motion recognition with smart phone embedded 3-axis accelerometer sensor[C]// 2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics(SMC), 2012: 919-924.
- [8] Abdulla U A, Taylor K, Barlow M, et al. Measuring walking and running cadence using magnetometers[C]//2013 12th IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications(TrustCom), 2013: 1458-1462.
- [9] Hsu H H, Tsai K C, Cheng Z, et al. Posture recognition with G-sensors on smart phones[C]//2012 15th International Conference on Network-Based Information Systems(NBiS), 2012: 588-591.
- [10] 孙冰怡,吕巍,李文洋.基于智能手机传感器和SC-HMM 算法的行为识别[J].吉林大学学报:理学版,2013,51(6): 1128-1132.

(上接157页)

- [2] Liu Yichuan, Zheng Chunhong. Vehicle license plate location based on mathematical morphology and variance projection[C]//International Conference on Image Analysis & Signal Processing, 2011: 360-363.
- [3] Qin Zhong, Shi Shengli, Xu Jianmin, et al. Method of license plate location based on corner feature[C]//6th World Congress on Intelligent Control & Automation, Dalian, China, 2006: 8645-8649.
- [4] Faradji F, Rezaie A H, Ziaratban M. A morphological-based license plate location[C]//IEEE International Conference on Image Processing, 2007.
- [5] Zheng Yanqing, Liu Daiping, Zhang Shuwen. License plate location based on combinatorial feature[C]//Microwaves, Radar and Remote Sensing Symposium, Kiev, Ukraine, 2011: 165-168.
- [6] Wang Ran, Wang Guoyou, Wang Zhoughua. A fast method for two-stage precise license plate location based on fusion of corner feature and gray level jumps[C]//Industrial Control and Electronics Engineering, 2012: 976-979.
- [7] Li Yinghong, Li Zhengxi, Liu Yali, et al. A method based on the convolution energy for testing vehicle license

plate area[C]//Mechanic Automation and Control Engineering, 2010: 2932-2937.

- [8] 郭大波,陈礼民,卢朝阳,等.基于车牌底色识别的车牌定位方法[J].计算机工程与设计,2003,24(5): 81-87.
- [9] 郭捷,施鹏飞.基于颜色和纹理分析的车牌定位方法[J].中国图象图形学报,2002,7(5): 472-476.
- [10] Mo Shaoqing, Liu Zhengguang, Wei Weixing. Real-time method of vehicle license plate location based on multi-features[C]//8th International Symposium on Computational Intelligence and Design, 2008: 34-37.
- [11] 李文举,梁德群,张旗,等.基于边缘颜色的车牌定位新方法[J].计算机学报,2004,27(2): 205-208.
- [12] 曾锐利,李刚,肖云魁,等.多特征融合的车牌定位算法[C]//7th World Congress on Intelligent and Automation, Chongqing, China, 2008: 8483-8486.
- [13] Chen Zhenxue, Liu Chengyun, Chang Faliang, et al. Vehicle license plates detection algorithms based on visual salience attention mechanisms[C]//8th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2010: 6195-6198.
- [14] 刘攀桂.复杂场景下的车牌检测算法研究及其工程实现[D].南京:南京理工大学,2008.
- [15] 刘宏炜.车牌的定位与识别[D].长春:吉林大学,2008.