

车辆安全例检的图像识别与跟踪定位方法研究

郭宝英¹, 郑思凡^{2,3}

(1. 仰恩大学工程技术学院, 福建 泉州 362000; 2. 黎明大学机电工程与自动化学院, 福建 泉州 362000;
3. 福州大学物理与信息工程学院, 福建 福州 350116)

[摘要] 为满足车辆安全例检智能化和信息化的需要, 研究了室外复杂场景下例检车辆的图像识别与跟踪定位问题。针对运动历史图算法在运动检测中出现目标轮廓的拖尾、空洞、边缘不连续等缺点, 引入了高斯塔式分解及形态学滤波方法对轮廓进行补偿修正。针对跟踪过程中镜头抖动及积水倒影造成的多目标干扰, 提出了一种缩小目标检测区域与图像帧数并结合车体颜色直方图和车牌 SIFT 描述子逐帧匹配的跟踪方法。实验结果证明, 在不损失鲁棒性与准确性的情况下, 完成了车辆的实时跟踪。

[关键词] 运动历史图; 运动检测; 目标跟踪; 安全例检; 图像识别

[中图分类号] TP 37

Research on Image Recognition and Tracking Method of Vehicle Safety Inspection

GUO Baoying¹, ZHENG Sifan^{2,3}

(1. College of Engineering, University of Yan'en, Quanzhou 362000, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering and Automation, Liming University, Quanzhou 362000, China

3. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: For the needs of informationization and automation of vehicle safety inspection, the problem of vehicle recognition and tracking under outdoor complex scene is studied. In order to solve the problems of motion history image algorithm such as tailing, voiding and edge discontinuity in motion detection, Gaussian decomposition and morphological filtering are used to compensate the contours. In order to eliminate the multi-target interference caused by lens jitter and water reflection during the tracking, a method is proposed to reduce the target detection area and image frame number. The new method performs frame by framematching via the vehicle color histogram and license plate SIFT description. Experiments show that this study can realize a real-time tracking of the vehicle without loss of robustness and accuracy, and has good commercial application prospect.

Keywords: motion history image; motion detection; target tracking; vehicle safety inspection; image recognition

0 引言

车辆的安全例检是道路运输安全监管的主要内容, 其目的是对车辆日常出车前的车灯、雨刮、底盘、胎压、扭矩等项目进行检测, 由于人工检测效率低下、可靠性差^[1], 因此基于图像识别技术的安全例检具有较好的应用前景。目前车辆的安全例检一般是在客运站的经营者自行规划的场地进

行^[2]。该场地除了防雨防淋外,对遮光没有严格要求,致使周边不相干的车辆与行人会对安全例检的图像识别与跟踪造成一定的干扰。此外,在录像过程中镜头抖动以及湿润地面的倒影也会造成跟踪目标特征突变,不易识别。目前,车辆视频跟踪与识别已成为智能交通信息化的热点^[3-5],但一般都是关于交通流量的统计和交通事故的分析,侧重于对一般车辆的跟踪及出入口的计数,并不适合对具有丰富先验信息的特定车辆进行跟踪及后期对各车灯定位与亮度变化等检查项目的识别。因此,本文拟从车辆各种先验信息及运动特征出发,在运动历史图算法基础上从轮廓补偿修正、检测区域的限定、逐帧匹配目标描述子等三个方面提出一种适用于开放场景的安检车辆跟踪定位的稳健算法。

1 运动历史图方法的改进

1.1 运动历史图及轮廓提取原理

运动历史图 (motion history image, MHI),是由 Bobick 和 Davis 在解决识别人体行为时提出的^[6]。其输入为各个采集时刻前后的若干帧图片,输出为经过更新函数处理后的各空间位置像素的亮度变化。其功能在于将目标运动情况以图像亮度的形式表现出来。运动历史图中每个像素的灰度值表示了该像素最后运动的时刻接近当前帧的程度,灰度值越高,运动发生时刻越新。

设 H 为运动历史图像素的灰度值, $H(x,y,t)$ 可以由更新函数计算得出:

$$H_{\tau}(x,y,t) = \begin{cases} \tau & \text{if } \Psi(x,y,t) = 1 \\ \max(0, H_{\tau}(x,y,t-1) - \delta) & \text{otherwise} \end{cases} \tag{1}$$

其中: (x,y) 和 t 为像素的位置及时间; τ 为持续时间,以帧数的形式描述; δ 为衰退参数; $\Psi(x,y,t)$ 为更新条件。本文采用帧间差法,定义

$$\Psi(x,y,t) = \begin{cases} 1 & \text{if } D(x,y,t) \geq \xi, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \tag{2}$$

$$D(x,y,t) = |I(x,y,t) - I(x,y,t \pm \Delta)|, \tag{3}$$

其中: $I(x,y,t)$ 为视频图像序列第 t 帧点灰度值, Δ 为帧间时间间隔, ξ 为亮度二值化阈值, $D(x,y,t)$ 为相邻两帧间亮度差的绝对值形成的图像即帧间差图。

由此可知,在 opencv 中,原始图像经过函数 cvAbsDiff 进行帧间差运算后,再由函数 cvThreshold 二值化后传递给 cvUpdateMotionHistory 函数获取运动历史图。

1.2 运动历史图轮廓提取的缺点及改进

由式 (1) 一式 (3) 可见,较大的 τ 与较小的 δ 组合会使运动历史图产生连续的、变化缓慢的梯度分布,而较大的 δ 与较小的 τ 组合则会造成离散的阶梯状分布。在固定衰退参数 δ 为每帧衰退 0.5 亮度单位的情况下,先取较大运动持续时间 (6 s) 进行试验,结果发现运动历史图产生较大的边缘拖尾 (见图 1b)。

当 τ 调整至 0.5 s 时则产生较清晰的车辆轮廓 (见图 1c)。从图 1c 可以看出,由于车体内部各像素间亮度值相近。按照公式 (3) 进行帧间差运算后,运动区域中心会出现“空洞”,由公式 (2) 可知,这些“空洞”是因帧间差小于灰度阈值 ξ 而被置零造成的。为了保证检测到的运动物体轮廓内的连通性不受破坏,经过测试,当阈值 ξ 为 30 时所检测到的运动物体轮廓最佳。

得到帧间差二值化图后,运动物体的轮廓边线还是比较细,不能保证完全闭合,故必须对帧间差二值图做滤波去噪处理。本文采用 opencv 的 cvPyrDown 函数对图像进行高斯金字塔分解,通过舍弃偶数行与列得到 1/4 的下采样图像,经中值滤波后再利用形态学溶解膨胀去孤立噪点并消除像素点之间的不连续,最后向上采样 (行列插值) 恢复图像,这样便可以得到比较理想的运动车辆轮廓。用 opencv 的 cvFindContours 完成各个连通域标记后再用 cvBoundingRect 函数可以得到各个运动物体轮廓的最大外接矩形,其中也包括完整的车辆轮廓。图 1d 为在无干扰的理想情况下采用本研究改进后的运动历史图算法提取的车辆轮廓。



图 1 运动历史图性能对比

Fig.1 Comparison between improved MHI and original MHI

2 运动检测的各种干扰因素及解决方法

2.1 水坑及行人对运动目标检测的干扰

在开放的安检场所中，存在非目标物（人）的运动轨迹，干扰目标车辆的运动轨迹提取。从图 2 可以看出，地板水坑与行人也会形成合乎条件的运动目标。采用本研究改进后的运动历史图的算法依然得到多个运动物体的外接矩形。

2.2 镜头抖动对运动目标检测的干扰

镜头抖动会在运动历史图里形成多个连通区域，这些伪目标区域会与目标车辆轮廓区域形成一个更大的总区域，从而使算法得不到符合目标车辆几何特征的最大连通区域。

从图 3b 可以看到，当镜头抖动造成地沟两边的地板位置变化，在历史图里形成大片的白色连通区域，与左上角的目标车辆形成一个总的连通图块。这样，无法得到真正的目标车辆轮廓。



图 2 运动检测中行人及水坑的干扰

Fig.2 Disturbance from pedestrians and puddles in motion detection

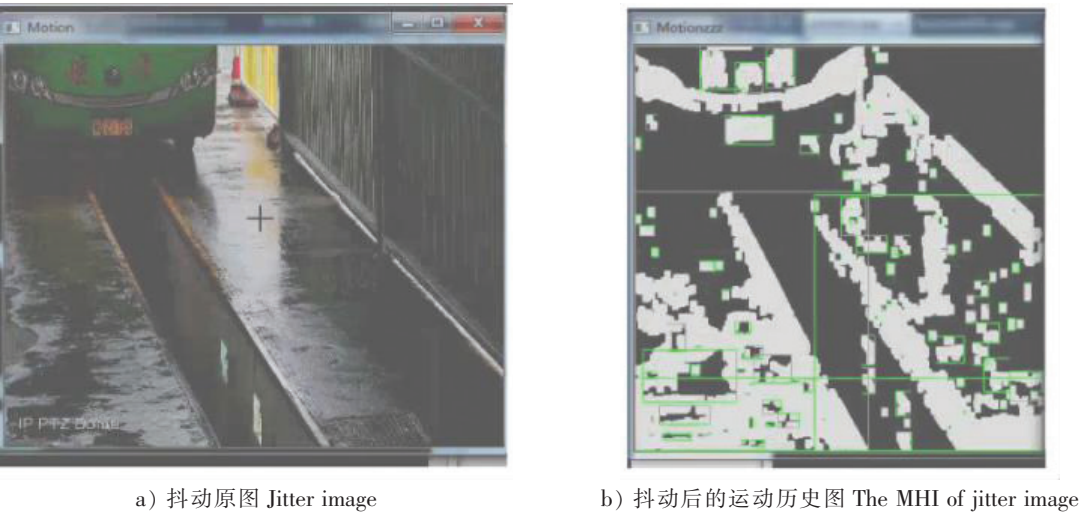


图 3 镜头抖动及水坑倒影下的运动检测结果

Fig.3 Motion detection result from lens shake and puddle reflection

2.3 干扰的特征分析及解决

综合图 2 及图 3 发现, 无论是镜头抖动还是非目标物造成的干扰, 这些干扰物均不会出现在安检地沟正上方这一片区域内, 因此地沟正上方方形区域 (如图 4 中的红色方框) 就成为检测目标车辆是否存在的理想区域。当有目标车辆进来, 必然在此区域产生大于区域宽度的水平线 (如图 4 右边箭头所示) 的运动图块。

如果目标车辆还未到达目标区域, 即使发生了抖动, 由于地沟下面的灯区面积太小其所产生的运动图块的底边也会很小, 因而形成不了一个横跨区域的水平线 (如图 4 右边箭头所示)。这样便可以以横跨区域的水平线是否存在来判断是否存在目标车辆。

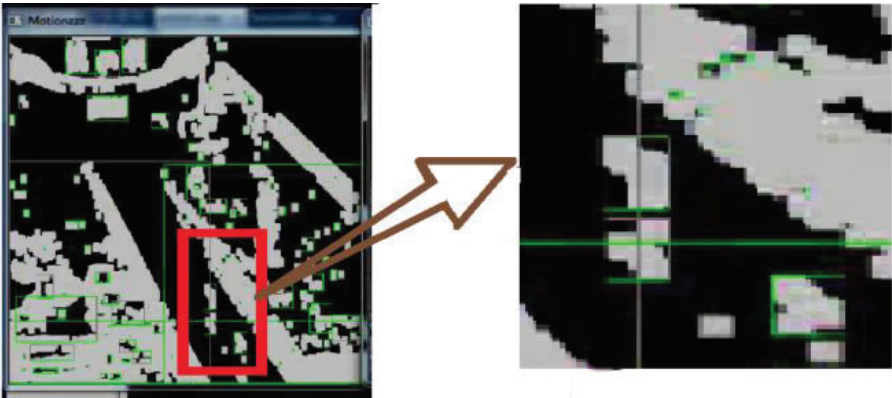


图 4 镜头抖动时目标检测区域无车辆的轮廓特征(无横跨区域水平线)

Fig.4 Contour feature of the target detection area when lens jitter without vehicle (no crossing horizontal line)

因此, 可以将算法局限在这个理想区域内进行。在 opencv 中, 逐帧图片对应的 MAT 对象, 在参与运算之前利用 setroi 函数对其设置有效区域, 并在调用 cvFindContours 时进行坐标原点偏移修正, 即可得到此区域的目标运动车体轮廓。由图 5 可以看出, 在地沟正上方的狭小目标区域内有 3 个连通区域, 分别对应图 5 目标车辆的“航”这个汉字 logo、“航”字 logo 右边的外凸的圆形 logo 以及车体本身。这样车体本身外接矩形底边的情形便成为了判断车体是否存在的特征依据, 从而省去了一般跟踪算法需要目标几何特征相似度的逐帧匹配搜索与标识步骤, 也克服了各种行人与路面水坑倒影带来的车体外缘图像变形。



图 5 镜头抖动时目标区域内检测到的车体轮廓特征 (存在横跨区域水平线)
Fig.5 The vehicle contour detected in the target area when lens jitter with vehicle (get crossing horizontal line)

3 跟踪算法鲁棒性的进一步提高

3.1 基于颜色直方图的反向投影的跟踪方法

跟踪搜索时需要根据运动目标的特征，选择相应的匹配规则。经本研究改进的运动历史图检测，得到运动目标车辆的最大外接矩形后，对目标车辆的搜索可以通过计算不同帧图片各运动矩形的重叠度并以此作为匹配基准进行搜索，即以重叠度最高的两个矩形作为不同时刻的同一物体进行标识跟踪。如果在这个环节再出现镜头抖动等前述干扰，则仍然会使目标车辆运动历史图产生突变，从而使得重叠度计算产生误差。为进一步提高鲁棒性，本研究考虑了以既不受环境干扰又仍然保留颜色信息的车体颜色直方图作为跟踪特征的解决办法^[7-9]，具体来说就是以车体颜色直方图为先验概率模型去求得每帧图片的反投影直方图 P_{hist} ，然后通过均值偏移寻找概率最大点作为车体目标位置来跟踪与判断静止。

当此车型进站被识别出车牌后，程序可以从数据库里调取相应车型的车体图片建立目标车辆颜色直方图模型

$$q_u = C \sum_{i=1}^n K(\|z_i^*\|^2) \delta[b(z_i) - u], \tag{4}$$

其中： q_u 为 u 颜色区间的直方图幅度，本研究取 RGB 各 16 种颜色，故索引值在 0 ~ 4096 之间，车体图片像素大小为 300×200 ，故 n 取值为 60 000； C 为概率归一化系数，且 $C = 1 / \sum_{i=1}^n K(\|z_i^*\|^2)$ ； z_i^* 为各像素相对车体中心 (x_0, y_0) 的归一化距离， $z_i^* = ((x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 / (x_0^2 + y_0^2))^{0.5}$ ； K 为核函数，在此取高斯函数； δ 为 Kronecker delta 函数； $b(z_i)$ 为 z_i 这个像素所在的颜色索引区间； u 为颜色索引。

相应地可以得到当前帧候选目标区域的颜色直方图模型

$$p_u(f) = C \sum_{i=1}^n K(\|(f - z_i)/h\|^2) \delta[b(z_i) - u], \tag{5}$$

其中： f 为候选区域中心位置坐标组成矢量， h 为跟踪目标边长。用目标模型与当前帧候选区域模型的相似度来匹配代价函数，本文选用 Bhattacharrya 系数相似度来表示，即 $\rho(p, q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(f) q_u}$ 。

此时跟踪目标车体的问题便转化为寻求坐标矢量 f 使相似函数最大。为此，将相似度函数 $\rho(p, q)$ 在前一帧的目标物体中心 f_0 处作泰勒级数展开并令一阶梯度为零，可得候选区域中心向目标区域中心的 meanshift 迭代方程

$$f_{k+1} = f_k + \left(\sum_{i=1}^n w_i (f_k - z_i) g(\|(f - z_i)/h\|^2) \right) / \left(\sum_{i=1}^n w_i g(\|(f - z_i)/h\|^2) \right), \tag{6}$$

其中: $g(x) = -K'(x)$, $w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\{q_u\}/p_u(f)} \delta[b(z_i) - u]$ 。

式(6)最后一项为均值偏移向量 $m(f)$, 其中 w_i 可看成统计新的样本平均值各个样本的权系数, 分母为反投影直方图 P_{hist} 零阶矩, 分子为反投影直方图 P_{hist} 一阶矩, 分别表示为: $M_{00} = \sum_x \sum_y P_{\text{hist}}[I(z_i)] = w_i g(\|(f - z_i)/h\|^2)$, $M_{10} = \sum_x \sum_y x \cdot P_{\text{hist}}[I(z_i)]$, $M_{01} = \sum_x \sum_y y \cdot P_{\text{hist}}[I(z_i)]$ 。则可得每次迭代的均值偏移向量 $m(x, y) = [M_{10}/M_{00} - x, M_{01}/M_{00} - y]$, 迭代过程中目标窗口宽度 $s = \sqrt{M_{00}/256}$, 迭代终止条件为 $\|m(x, y)\| < \varepsilon$ 。

在 opencv 中将参数传给 cvCamShift 函数完成上述迭代过程, 可得如图 6 所示的目标车体颜色直方图及运动车体轮廓(红色方框)。

当运动物体的轮廓产生突变时或者某种特定车型车牌出现时, 可以切换进入以车体颜色直方图为目标特征的跟踪程序, 而运动历史图算法得到的运动目标物体轮廓方框可以作为 camshift 算法的初始条件(或者初始搜索窗), 从而保证全程稳健跟踪。

3.2 基于车牌 SIFT 描述子的跟踪方法

当车体颜色与周围环境接近时, 比如灰色车辆, 也会出现较大轮廓突变, 造成跟踪间断, 使算法不稳定。针对这种类型的车辆, 本文采取了计算量大但较为稳健的特征点匹配跟踪算法^[10], 采用车牌的 SIFT^[11]描述子逐帧匹配来跟踪, 对匹配到的关键点再做聚类分析, 将密度较大的区域与孤立的假匹配点滤除, 然后再求密度最大区域点集的中心坐标, 若变化小于某个阈值则认为车辆静止, 再结合车辆整体图片的特征点几何配准求取车辆轮廓外接矩形的 4 个点坐标, 即得到车辆大致轮廓。

因为 opencv 的 FlannBasedMatcher 封装了优先搜索 k-means 树算法^[12], 能以相似度的欧氏距离对匹配点进行排序, 程序可以取匹配度最高的前面 n 个点。本文根据实际运行情况取车牌匹配到的前面 25 个特征点作为下一步配准单位变换矩阵的数据源。为找到最优的参数矩阵使得满足该矩阵的数据点个数最多, 本文利用随机抽样一致性(RANSAC)算法寻找最佳单应矩阵 H ^[13-14], 之后将其作为匹配模板的车牌特征点集的外围 4 个边缘角点, 并利用单应性矩阵 H 可以算出车牌在视频里的对应位置。这样, 根据每帧车牌位置中心的变动即可确定目标车辆的运动状态以及车体的轮廓坐标, 具体跟踪效果如图 7 所示。

图 7 中, 把数据库里预存的参照车牌与实时运动的目标车体车牌之间匹配得到的 25 个特征点用不同颜色直线连接起来, 绿色方框为单应矩阵变换后得到的视频中车牌所在区域。可见, 此算法充分挖掘了跟踪目标车牌的空间信息与亮度分布信息, 能够克服各种尺度、环境亮度变化与仿射透射等几何变形, 是比较稳健的跟踪算法。特征匹配算法必须在 MHI 与 meanshift 算法无解的情况下对某些特定车型完成全程跟踪。通常目标车辆进站到例检区前停下耗时约 12 s, 而当检测到目标车辆进入目标



图 6 目标车体颜色直方图及当前帧车体轮廓
Fig.6 Target vehicle color histogram and the car contours of the current frame

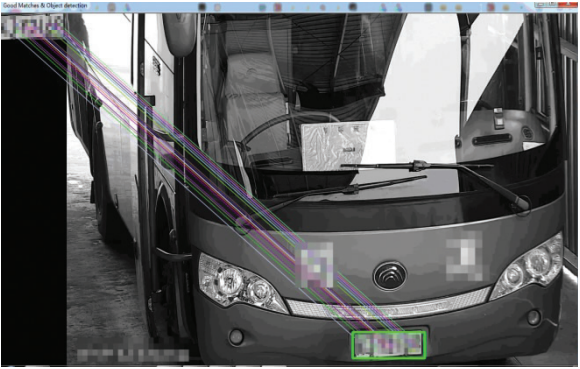


图 7 车牌之间的 SIFT 特征点匹配及车牌定位
Fig.7 SIFT feature points matching between license plate and license plate locating

区域时至停下仅约 3 s。从目标区域开始采用特征匹配跟踪,其计算量可以节省全程跟踪的 4 倍计算量,这样就保证了跟踪的鲁棒性与实时性。

4 结论

本文从车辆安全例检自动化与信息化的需要出发,利用车辆安检需要在确定区域进行的特殊性,对运动检测算法作了时间和空间的限制,大大减少了计算量,滤除了无关运动物体的干扰。在检测到运动目标车辆后启用较为稳健的基于颜色直方图特征与 SIFT 描述子特征匹配的跟踪算法,既保证了实时性又保证了鲁棒性,能准确判断目标车辆的停止时刻,从而触发后续的定位识别并达到全自动安全例检的功能,有效减轻安检人员的工作量,提高工作效率。经现场实验证明,本算法能够满足日常的安检精度和实时性要求,封装 ActiveX 插件后,结合 javascript 的前端脚本架构,可以形成一个安检检测终端模块,可在智能交通信息系统中进一步推广。

[参 考 文 献]

- [1] 权朝鹏. 浅谈客运站客车安全例检现状分析及发展趋势 [J]. 环球市场, 2016(9): 77.
- [2] 吴俊莹. 客运车辆安全例检问题与整治之策 [J]. 魅力中国, 2013(20): 39.
- [3] 单玉刚, 汪家宝, 李世兴. 基于运动检测的多车辆跟踪方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(3): 24-28.
- [4] 王齐, 金小峰. 复杂环境中车辆检测与跟踪方法的研究 [J]. 液晶与显示, 2016, 31(5): 511-517.
- [5] 刘阔, 宁毅, 湛永松. 低分辨率条件下基于 TLD 的鲁棒车辆跟踪算法 [J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(12): 264-269.
- [6] BOBICK AARON F, DAVIS JAMES W. The recognition of human movement using temporal templates [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(3): 257-267.
- [7] XIU CHUNBO, WANG RUOSI. Hybrid tracking based on camshift and template matching [C] //The 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC). Chongqing: IEEE, 2017. DOI:10.1109/CCDC.2017.7978194.
- [8] LI LIANG, LUO YI. Improved video moving target tracking based on camshift [J/OL]. American Journal of Computational Mathematics, 2016, 6(4): 357-364. [2017-03-01]. <http://dx.doi.org/10.4236/ajcm.2016.64035>.
- [9] 刘亚伟, 李小民. 基于 BRISK 和 CamShift 的鲁棒目标跟踪研究 [J]. 电光与控制, 2017, 24(3): 41-45.
- [10] MU KENAN, HUI FEI, ZHAO XIANGMO. Multiple vehicle detection and tracking in highway traffic surveillance video based on SIFT feature matching [J/OL]. Journal of Information Processing Systems, 2016, 12(2): 183-195. [2017-03-01]. <https://doi.org/10.3745/JIPS.02.0040>.
- [11] CONG YANG, LIU WANYU, ZHANG YANLI, et al. The research of video tracking based on improved SIFT algorithm [C] //Mechatronics and Automation (ICMA), 2016 IEEE International Conference on. Harbin: IEEE, 2016. DOI: 10.1109/ICMA.2016.7558820.
- [12] 张晓琳, 崔宁宁, 杨涛, 等. 一种分层自适应快速 K-means 算法 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33(2): 421-423.
- [13] 霍春宝, 童帅, 赵立辉, 等. SIFT 特征匹配的显微全景图拼接 [J]. 辽宁工程技术大学学报 (自然科学版), 2015, 34(1): 93-96.
- [14] DUNG L R, HUANG C M, WU Y Y. Implementation of RANSAC algorithm for feature-based image registration [J/OL]. Journal of Computer and Communications, 2013, 1: 46-50. [2017-03-01]. <http://dx.doi.org/10.4236/jcc.2013.16009>.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 黄振坤)