

基于自适应边缘配准的非结构化道路检测^①

陈德运^{②*} 王燕清^{③*} 石朝侠^{**}

(* 哈尔滨理工大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150080)

(** 南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘 要 为了解决非结构化道路区域分割过程中复杂背景与目标的多峰分布问题,提出了一种适用于双阈值分割的改进 Otsu 方法。该方法借助于灰度直方图的峰值搜索解决目标与背景方差差异较大导致的 Otsu 误分割问题,并利用 Otsu 边缘与加权 Canny 边缘的配准提高道路区域分割的精度。基于配准后加权 Canny 边缘的结果,采用自适应蒙特卡罗方法提高道路边界识别的精度,通过自适应粒子规模选取和观测模型采样机制克服传统蒙特卡罗方法的粒子退化问题。不同场景下的非结构化道路识别实验表明,该方法能够有效克服道路缺损、光影、照度变化等不利因素的影响,同时能够满足智能车辆视觉导航的实时性要求。

关键词 道路检测, Otsu 阈值法, Canny 边缘, 双阈值分割, 自适应蒙特卡罗方法

0 引言

基于视觉的非结构化道路检测是智能车辆自主导航研究的热点之一。视觉导航技术由于受到机器视觉和认知技术发展水平的制约,尚无法使智能车辆真正独立于驾驶人员的干预。而通过道路检测判断车辆偏离车道的状态并及时提醒,能够有效避免由于驾驶员注意力不集中引发的各类交通事故。本文研究了基于自适应边缘配准的非结构化道路检测,提出了一种适用于双阈值分割的改进 Otsu 方法,该方法能够有效克服道路缺损、光影、照度变化等不利因素的影响,能够满足智能车辆视觉导航的实时性要求。

1 相关知识及道路检测方法框架

目前的道路大致可分为两类:结构化道路与非结构化道路。结构化道路通常指高速公路或级别较高的公路,该类道路具有清晰的分道线标志或规则的边界形状。非结构化道路一般是指城市非主干车

道以及其他没有明显分道线标志的道路类型。非结构化道路具有形状不规则、没有分道线标志、路面容易存在破损和裂痕、局部颜色或纹理特征不均匀以及光影影响严重等问题。

面向非结构化道路视觉检测的方法大致可分为道路特征方法^[1,2]、道路模型方法^[3-6]和神经网络方法^[7]三类。非结构化道路的视觉检测问题可以归结为机器视觉的图像分割问题。目前针对图像分割问题提出了很多方法,其中有阈值法。阈值法因其计算简单,不需人工干预等优点被广泛采用。最具代表性的阈值法有 Otsu 阈值法(最大类间方差法)、最大熵法、灰度直方图法、最小错误法以及各类方法在二维、多维上的扩展^[8,9]。针对非结构化道路的特点,本研究提出如下合理假设:

(1)道路区域和非道路区域的特征差异假设,本文主要指灰度上的差异;

(2)道路的“同质”假设,指道路区域的大部分具有灰度均匀性和渐变性的特点;

(3)图像中的特定参考区域可视为道路区域的假设,该假设为大致判断道路区域的特征信息提供了可能,目前已有许多物理实现的方法。

① 国家自然科学基金(90820306),黑龙江省教育厅科学技术研究项目(11541050)和教育部高校博士点基金(20103219120025)资助项目。

② 男,1962 年生,博士,教授;研究方向:图像处理和检测技术与信号处理;联系人,E-mail: chenkeyun@hrbust.edu.cn

③ 通讯作者,E-mail: wyq0325@126.com
(收稿日期:2010-04-08)

基于上述假设,本文提出了图1所示的以Otsu边缘配准为核心的道路检测方法:首先利用直方图的峰值搜索方法对Otsu法进行改进,使之能够适用于多阈值分割;然后利用Otsu边缘与加权Canny边缘的配准优化分割阈值的选取,并对Canny边缘的权值进行重新评估;基于评估后的加权Canny边缘,利用自适应蒙特卡罗方法提高道路边界识别的精度。

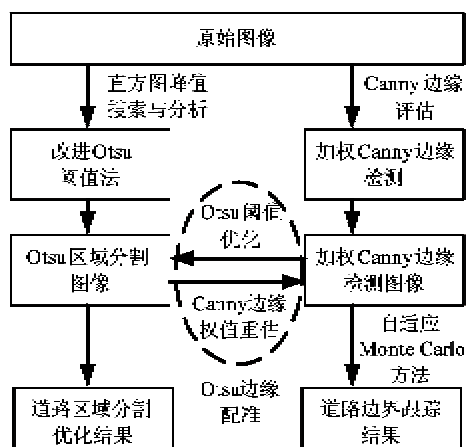


图1 基于Otsu和Canny边缘配准的道路检测框图

2 直方图分析

Otsu 阈值法基于图像的灰度直方图,以目标和背景类间方差最大为阈值选取准则。Otsu 阈值法在很多情况下都能取得良好的分割效果,一直被认为是阈值自动选取方法中的最优方法。

假设 $I(x, y)$ 为 $M \times N$ 图像在 (x, y) 处的灰度值,灰度级为 L 。设 $H(i)$ 为图像 $I(x, y)$ 中灰度级为 i 的频数,则归一化后灰度直方图可表示为 $h(i) = H(i)/MN$ 。假设分割阈值为 t ,则图像中的背景区域和目标区域可分别表示为 $\{I(x, y) \leq t\}$ 和 $\{t < I(x, y) \leq L-1\}$ 。因此,背景区域和目标区域的概率分别表示为 $p_0(t) = \sum_{0 \leq i \leq t} h(i)$ 和 $p_1(t) = \sum_{t < i \leq L-1} h(i)$ 。这样,背景均值、目标均值和总均值分别表示为 $\mu_0(t) = \sum_{0 \leq i \leq t} ih(i)/p_0(t)$, $\mu_1(t) = \sum_{t < i \leq L-1} ih(i)/p_1(t)$, $\mu(t) = \mu_0(t)p_0(t) + \mu_1(t)p_1(t)$ 。则 Otsu 阈值法计算最优阈值的公式为

$$T_{\text{best}} = \arg \max_{t \in \{0, 1, \dots, L-1\}} [p_0(t)(\mu(t) - \mu_0(t))^2 + p_1(t)(\mu(t) - \mu_1(t))^2] \quad (1)$$

对于非结构化道路,道路区域和背景区域具有复杂多峰值叠加特性。其中道路区域可以表示为 $Class_r = \{x | T_1 \leq x \leq T_2\}$,背景区域则可以表示为 $Class_b = \{x | 0 \leq x < T_1 \vee T_2 < x \leq L-1\}$,其中 T_1, T_2 为道路类的两个边界阈值。这样,图像分割的关键是寻找合适的 T_1, T_2 以获得符合要求的道路分割结果。

Otsu 阈值法属于一种全局最优阈值的搜索方法,当图像中道路与背景的方差相差太大时,会使阈值与强势类的均值距离太近而导致分类失败,在本文中称该图像为 Otsu 不可分。根据前述的假设(2),道路区域必定符合具有明显波峰的正态分布的叠加特性,即在灰度直方图中,必定存在某一或某几个峰值灰度属于道路区域。

定义1:在特定区域、特定灰度范围内,被特定边缘算子识别为边缘的像素点的个数与区域总体像素数目的比值,称为边缘密度,用 d 表示;所有边缘点梯度幅值的均值则称为边缘强度,用 A 表示。在本文中,边缘密度和边缘强度通常一起被用来衡量特定区域的纹理特性。

定理1:在灰度直方图中,至少存在一点 i ,必定存在某一邻域 $(i - \delta, i + \delta)$,使其邻域中的任意点 $j \in (i - \delta, i + \delta)$ 满足 $h(i) \geq h(j)$ 成立。

证明:对于灰度级为 L 的灰度图像,如果在灰度为0的某一邻域 $(0, \delta)$ 内的任意点 j 都满足 $h(0) \geq h(j)$ 成立,问题得证;否则,在领域 $(0, \delta)$ 中至少有一点 m 满足 $h(0) < h(m)$ 成立。

对于 m 而言,如果在邻域 $(m - \delta, m + \delta)$ 的任意点满足 $h(m) \geq h(j)$ 成立,问题得证;否则,在领域 $(m, m + \delta)$ 中至少有一点 n 满足 $h(m) < h(n)$ 成立。

以此类推,由于灰度的取值范围有限,必定而且至少存在一点 i ,对其某一邻域 $(i - \delta, i + \delta)$ 中的任意点 j 满足 $h(i) \geq h(j)$ 成立。证毕。

定理1说明在灰度直方图中必定有峰值存在。而峰值的灰度极有可能分布于道路区域的均值附近。假定在 t 时刻检测到的 n 个峰值表示为 $\{v_i^t\} = \{g_i^t, H_i^t, d_i^t, A_i^t\}$, $i = 1, 2, \dots, n$,其中 g_i^t 为峰值 v_i^t 的灰度, H_i^t 为峰值 v_i^t 在某一邻域内的高度均值, d_i^t 和 A_i^t 分别为峰值某一邻域内的边缘密度和边缘强度,则峰值 v_i^t 属于道路区域的概率,表示为

$$P(v_i^j) = \eta \sum_j \frac{\min(g_i^j, g_r^j) \min(d_i^j, d_r^j) \min(A_i^j, A_r^j)}{\max(g_i^j, g_r^j) \max(d_i^j, d_r^j) \max(A_i^j, A_r^j)} \cdot \sum_k (p(v_{i-1}^k) \cdot \frac{\min(g_i^j, g_{i-1}^k) \min(H_i^j, H_{i-1}^k) \min(d_i^j, d_{i-1}^k) \min(A_i^j, A_{i-1}^k)}{\max(g_i^j, g_{i-1}^k) \max(H_i^j, H_{i-1}^k) \max(d_i^j, d_{i-1}^k) \max(A_i^j, A_{i-1}^k)}) \quad (2)$$

其中 g_i^j 、 d_i^j 和 A_i^j 分别为图像中特定参考区域中第 j 类模式的峰值灰度、边缘密度和边缘强度。考虑到强光、阴影和道路缺损的不利影响,最多把特定参考区域分为 2 类。参考区域通常选择在图像的中下部,形状为三角形或梯形,本文的参考区域是由若干等面积矩形块组成的梯形,每一矩形块按照最大峰值灰度、边缘密度和边缘强度 3 种特征进行分类。限于文章的篇幅,这一部分内容将不再展开说明。公式(2)右端的观测模型用来计算当前图像直方图中的峰值 i 与参考区域中某一类的接近程度。等式右端运动模型,则对相邻帧图像的峰值相似度进行关联,综合了峰值灰度、峰值高度和峰值范围的纹理特性(边缘密度和边缘强度),可以提高对道路区域的各种特征进行大致估计的准确性。其中 η 为归一化参数,使概率的取值介于 0 和 1 之间。

3 峰值聚类与多阈值分割

由于道路区域可能体现为多峰分布,对 $P(v_i^j)$ 进行降序排列。将概率最大的峰值选取为聚类中心,利用峰值间边缘密度和边缘强度的相似性进行峰值聚类。假定聚类中心为峰值 i ,则峰值 j 与峰值 i 可以聚为同一类的判定准则为:峰值 i 与峰值 j 边缘密度和边缘强度的相似度大于特定阈值,并且 i 与 j 之间的所有峰值都与峰值 i 同类。这样,若干相互临近的峰值被初步判定为道路类。按照峰值灰度的大小,假定道路类最小灰度为 I_{r1} ,最大灰度为 I_{r2} ,最高峰值灰度为 I_{max} ,临近 I_{r1} 的非道路类峰值灰度为 I_{b1} ,最高峰值灰度为 I_{max1} ,临近 I_{r2} 的非道路类峰值灰度为 I_{b2} ,最高峰值灰度为 I_{max2} (如图 2)。在不同的情况下,峰值的分布也有所不同。比如在道路

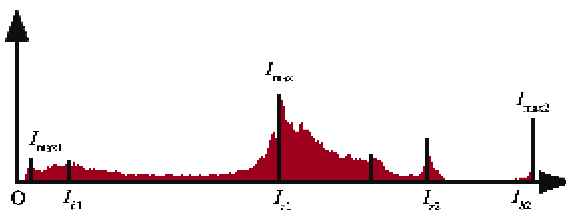


图 2 非结构化道路的灰度直方图

运动模型

为单峰情况下 $I_{r1} = I_{r2} = I_{max}$, I_{b1} 峰值不存在时取 $I_{max1} = 0$, I_{b2} 峰值不存在时取 $I_{max2} = L - 1$ 。

对式(1)进行变形得任意两点间的 Otsu 公式 $T_{best}(t_1, t_2) = \arg \max_{t \in \{t_1, t_1+1, \dots, t_2\}} [p_0(t)(\mu(t) - \mu_0(t))^2 + p_1(t)(\mu(t) - \mu_1(t))^2]$ (3)

显然,式中 $p_0(t)$, $p_1(t)$, $\mu_0(t)$, $\mu_1(t)$ 和 $\mu(t)$ 的 t 的取值区间都要做相应调整。

利用式(3)求道路区域的左阈值 $T_1 = T_{best}(0, I_{max})$ 和右阈值 $T_2 = T_{best}(I_{max}, L - 1)$, 并利用 T_1 和 I_{max} 、 I_{max1} 的相对位置关系判断区间 $[0, I_{max}]$ 是否为 Otsu 可分。具体判别方法如下: 当 $|T_1 - \arg \max_{i \in \{I_{max}, I_{max1}\}} H(i)|$ 较小时(本文取值为 10), 意味着 T_1 没有走出灰度 $\arg \max_{i \in \{I_{max}, I_{max1}\}} H(i)$ 所对应峰值的范围, 导致 Otsu 不可分。同理可以对区间 $[I_{max}, L - 1]$ 是否可分进行判定。具体步骤如下:

初始化: $t_1 = 0$; $t_2 = I_{max}$ 。

Step1: 计算 $T_1 = T_{best}(t_1, t_2)$, 对 $|T_1 - \arg \max_{i \in \{I_{max}, I_{max1}\}} H(i)|$

进行判断:

如果 Otsu 可分, 成功返回 T_1 , 退出;

否则, 迭代次数 $n = n + 1$, 转 Step2。

Step2: 当迭代次数 n 在规定范围之内:

当 $H(I_{max}) \geq H(I_{max1})$ 时, $t_2 = T_1$, 转 step1;

当 $H(I_{max}) < H(I_{max1})$ 时, $t_1 = T_1$, 转 step1;

否则当迭代次数 n 超过了规定范围, 转 step3。

Step3: 令 $T_1 = (I_{r1} + I_{b1})/2$, 成功返回 T_1 , 退出。

可以看出,上述算法借助于迭代操作使 T_1 逐步远离较高峰值的区域,当迭代方法失效时,则依赖直方图分析的结果。

4 Otsu 边缘与加权 Canny 边缘的配准

Otsu 方法作为一种区域分割方法,无法获得道路的精确边界。由于人类对于客观事物的认知除了颜色、灰度、纹理等特征外,在很大程度上依赖于轮廓与形状,因此特定边缘可视为道路与非道路的精

确分界。在几种经典的边缘算子中^[10],Canny 算子提取的边缘比较完整,位置比较准确。因此采用 Canny 算子实现边缘提取的功能。

本文算法在传统 Canny 算子的双阈值检测阶段将识别为边缘像素的梯度幅值记录下来,并将彼此连通的边缘点进行统一编号,以便于在编号完成后利用最小二乘法进行直线拟合,求出具有相同编号的边缘点集的轴线。假设点集中任两点 P_1, P_2 在轴线 L 上的垂足 P_{v1}, P_{v2} 是所有垂足的两个端点,对于任意的垂足点,选取点集中距离最小的点为其对应点,而具有相同垂足的其他点为非对应点。利用式

$$w_i = \begin{cases} 1 & \text{非对应点} \\ 1 + \frac{1}{(1 + e^{-\alpha(|P_{v1}P_{v2}| - L_{th})})} \cdot \frac{|P_{v1}P_{v2}|}{S} & \text{对应点} \end{cases} \quad (4)$$

对边缘点集中的任一点 i 赋权值,其中 S 为边缘点集的总点数; $|P_{v1}P_{v2}|$ 为线段 $P_{v1}P_{v2}$ 上像素的个数, L_{th} 为最短线段长度阈值(与图像的分辨率有关,根据经验选取)。在式(4)中,边缘像素的权值与 $|P_{v1}P_{v2}|/S$ 成正比,这意味着一根独立的、弧度小折线段要比具有相同投影长度的封闭的、弧度大的曲线更能获得较大的权值, $1/(1 + e^{-\alpha(|P_{v1}P_{v2}| - L_{th})})$ 则意味着曲线段在其轴线上的投影越长,其权值也会越大,这保证了较长的和具有较好流线形状的边缘线具有较大的可能被识别为道路边界。 α 为比例因子,用于调节 $|P_{v1}P_{v2}|$ 对权值的影响程度。

Otsu 边缘配准的基本思想是:道路区域与非道路区域的精确分界必定位于 Canny 图像的边缘上。因此,利用加权 Canny 边缘能够对 Otsu 的阈值进行优化,获得精确的分割阈值。具体步骤如下:

(1) 对图像中的所有 Canny 边缘点计算加权灰

度直方图 $H_w(i) = \sum_{j=1}^{N_i} w_i(x_j, y_j)$, 其中 N_i 为灰度为 i 的边缘点的个数, $w_i(x_j, y_j)$ 为像素 (x_j, y_j) 的权值。

(2) 在 Otsu 阈值 T_{best} 附近进行搜索,选取加权灰度直方图 $H_w(i)$ 中距离 T_{best} 最近的极大值点作为 Otsu 算法的新阈值。极大值点的判定准则为 $\arg\max_{i \in [T-\sigma, T+\sigma]} (H(i))$, 其中 σ 为最近的极大值点到 T_{best} 的距离。

在传统 Canny 边缘的双阈值选取阶段,减小阈值会增加边缘检出的数量,使得有用弱边缘能够保留,但会带来较高的计算负担;增加阈值会减少边缘

检出的数量,但可能会导致有用弱边缘消失。为了解决这一问题,我们一方面选用较小的阈值保留弱边缘,一方面利用 Otsu 阈值法分割的道路和非道路区域对 Canny 边缘进行权值分配和滤波,在消除复杂边缘干扰的同时,保留并增强 Otsu 边缘(两类之间的分界)附近的 Canny 边缘。

公式

$$E(x, y) = E(x, y) \left(\sum_{t=-r}^{r-1} R(x+t, y+t) \oplus R(x+t+1, y+t+1) + \sum_{t=-r}^{r-1} R(x+t, y-t) \oplus R(x+t+1, y-t-1) \right) \quad (5)$$

为边缘权值重估公式,其中 $E(x, y)$ 为加权 Canny 边缘图像,取 0 时为非边缘像素,取值大于或等于 1 时为边缘像素; $R(x, y)$ 为优化后的 Otsu 图像,取 1 时为道路区域,取 0 或 -1 时为非道路区域,其中 $\oplus$ 为异或操作符号。

尽管非结构化道路的边界形状不规则,在大部分情况下,近处的道路边界仍可以用直线来近似。因此采用霍夫变换来检测可能的道路边界。霍夫变换面向加权边缘图像,图像中的一条直线可以表示为一个四元组 $L(d, A, \rho, \theta)$, 其中 d 为线段的有效长度, A 为有效线段的边缘强度, ρ 为车辆中心到直线的距离, θ 为直线与 x 轴正方向所成的夹角。

5 基于自适应蒙特卡罗方法的道路边界检测

道路边界检测的任务是从纷杂的霍夫直线中选出可能性最大的道路边界。为了完成这个任务,一方面采用直线距离、角度、长度以及边缘强度等观测信息,一方面对相邻帧间的直线进行关联,以获得更为准确的道路边界。

智能车辆的运动模型由式

$$\begin{bmatrix} \Delta x_k \\ \Delta y_k \\ \Delta \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\omega_k t_k) & 0 \\ \sin(\omega_k t_k) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_k t_k \\ \omega_k t_k \end{bmatrix} \quad (6)$$

给出, $(\Delta x_k, \Delta y_k, \Delta \theta_k)$ 是车辆在 k 时刻的位姿变化, (v_k, ω_k) 为线速度和角速度。式

$$\begin{cases} \rho_k = \rho_{k-1} + v_{k-1} \cdot t_{k-1} \cos(\pi - \theta_{k-1} + \Delta \theta_{k-1}) \\ \theta_k = \theta_{k-1} + \Delta \theta_{k-1} \end{cases} \quad (7)$$

则给出了智能车辆在 $k-1$ 时刻以 $u(v_{k-1}, \omega_{k-1})$ 行

驶后霍夫直线的状态更新方法。

根据 Bayes 定理和马尔可夫假设,线段 L_t 属于道路边界的置信度 $Bel(L_t)$, 可以表示为

$$Bel(L_t) = \eta p(o_t | L_t) \int p(L_t | L_{t-1}, u_{t-1}) Bel(L_{t-1}) dL_{t-1} \quad (8)$$

式中 η 为归一化常量。观测模型 $p(o_t | L_t)$ 取决于线段 L_t 的长度、边缘强度、距离及角度等视觉观测信息。运动模型 $p(L_t | L_{t-1}, u_{t-1})$ 由式(6)和(7)决定,不仅依靠前一帧检测的直线 L_{t-1} , 而且取决于前一时刻的执行动作 $u_{t-1} = (v_k, \tilde{\omega}_k)$ 。

蒙特卡罗方法的主要思想是通过 m 个加权样本分布集来表征置信度 $Bel(L_t) \approx \{L_t^{(i)}, w^{(i)}\}_{i=1, \dots, m}$, 其中 $L_t^{(i)}$ 是样本,用四元组 $L(d, A, \rho, \theta)$ 表示, $w^{(i)}$ 是非负的重要度因子,决定每个样本的权重,其和为 1。

传统蒙特卡罗方法的不足之处是容易产生粒子退化问题,即由于传感器的不确定性导致某一个粒子权值为 1 而绝大部分粒子权值较小的情况。本文通过粒子规模的自适应选取和在观测模型中取样、在运动模型中滤波的方案克服传统方法的粒子退化问题,具体步骤如下:

(1) 采样:根据 t 时刻检测的霍夫直线数量,从观测模型 $p(o_t | L_t)$ 中选取样本 $L_t^{(i)}, i = 1, \dots, m$, 计算初始权值 $w_t^{(i)} = \frac{p(o_t | L_t)}{\sum_{i=1}^m p(o_t | L_t)}$ 。

(2) 利用 $t-1$ 时刻状态 $Bel(L_{t-1})$ 和运动模型的概率密度 $p(L_t | L_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})$ 对 $L_t^{(i)}$ 的权值进行再评估。由于样本对 $\langle L_t^{(i)}, L_{t-1}^{(i)} \rangle$ 满足 $q_t = p(L_t | L_{t-1}, u_{t-1}) \times Bel(L_{t-1})$ 的分布,计算 $w_{t-1}^{(i)} = \max_j (\frac{p(L_t^{(i)} | L_{t-1}^{(j)}, u_{t-1}) \times Bel(L_{t-1}^{(j)})}{\sum_{j=1}^n Bel(L_{t-1}^{(j)})})$, 其中 n 为 $t-1$ 时刻的粒子数量。

(3) 对于 t 时刻粒子 i , 其权值 $w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} * w_{t-1}^{(i)}$ 。

与传统蒙特卡罗方法^[11]相比,本文方法通过自适应选取粒子规模、从观测模型中采样和初评估,利用运动模型进行再评估的方法解决传统方法的粒子退化问题,提高了道路边界检测的准确度。

6 道路检测实验及结果

为了验证本文算法的有效性,在不同类型的非

结构化道路场景下做了道路检测实验,并与标准 Otsu 双阈值法和最大熵双阈值法^[8]进行了比较。硬件环境为 USB2.0 接口、主频 2.4G、内存 2G 的计算机和市售的普通摄像头,图像的分辨率设置为 320×240 。

6.1 道路区域分割实验

图 3 给出了砂石路面的检测结果。图 3(b) 为本文边缘配准方法的路面识别结果和检测出的 Canny 边缘,图中的 116 为下阈值,188 为上阈值。小于下阈值的标识为灰色,介于上阈值和下阈值之间的标识为黑色,大于上阈值的标识为白色。图中的深灰色为检出的 Canny 边缘。图 3(c) 为基于 Otsu 双阈值法的道路检测结果,与边缘配准方法相比,下阈值的差异主要体现在道路的右侧边界上,显然,图 3(b) 的 Otsu 边缘与 Canny 边缘更好的配准在一起,使道路边界的识别更加准确。图 3(d) 为基于最大熵双阈值法的道路检测结果,可以看出,尽管最大熵双阈值法能够把道路区域分割出来,前两种 Otsu 方法能够直观地把环境分割为道路、障碍和天空,更加符合人的环境认知习惯。

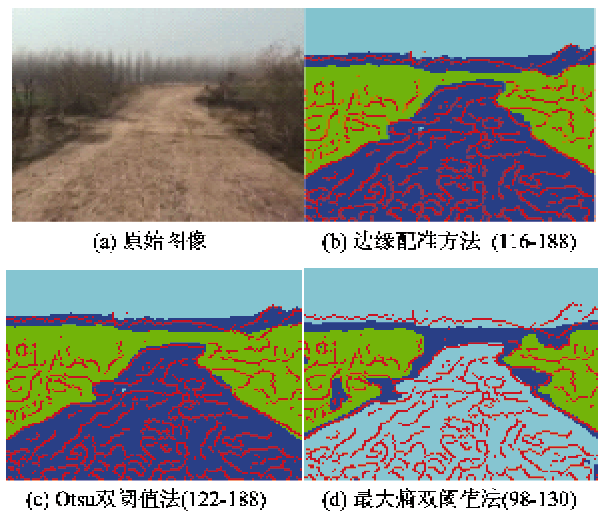


图 3 砂石路面的道路检测

图 4 给出了泥土路 and 水泥路交界处的道路检测结果。采用边缘配准方法能够把近处的泥土路和远方的水泥路识别出来,路面上行使的车辆被识别为障碍物。Otsu 双阈值法与最大熵双阈值法的结果较为相似。与边缘配准方法相比,这两种方法把远方的部分水泥路、积雪和天空分割为 1 类(白色部分)。显然 Otsu 边缘配准方法的道路识别结果更为合理。

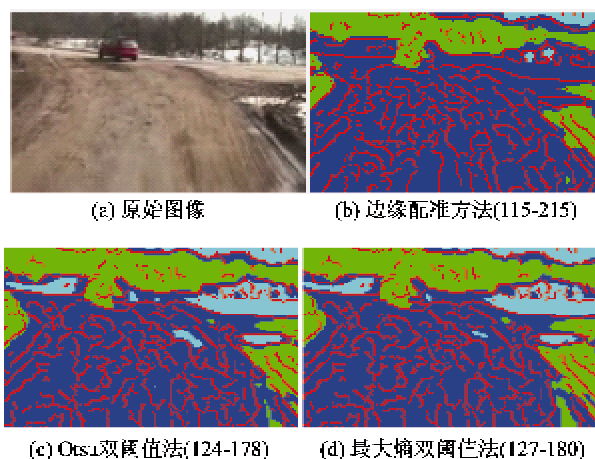


图4 复杂路面的道路检测

图5给出了光影和道路缺损条件下的水泥道路检测结果。图5(b)表明边缘配准方法能够克服道路缺损和光影的不利影响,获得较为理想的图像分割结果,而且道路边界和Otsu边缘比较吻合。图5(c)所示的Otsu双阈值法则将道路上的阴影分为另外一类。最大熵双阈值法的分割结果优于Otsu双阈值法,但是比Otsu边缘配准方法的分割结果要差。

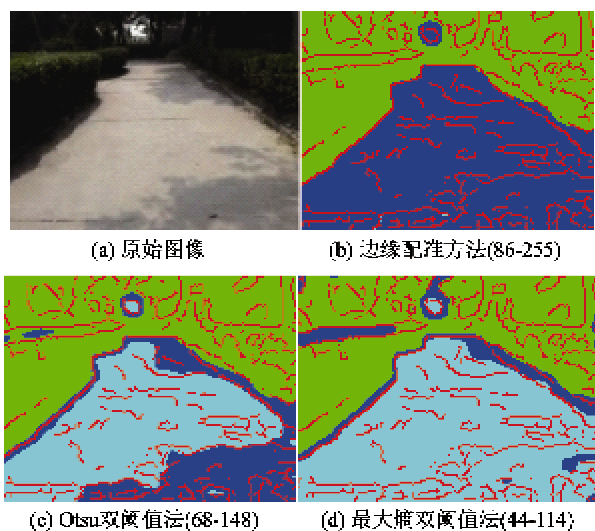
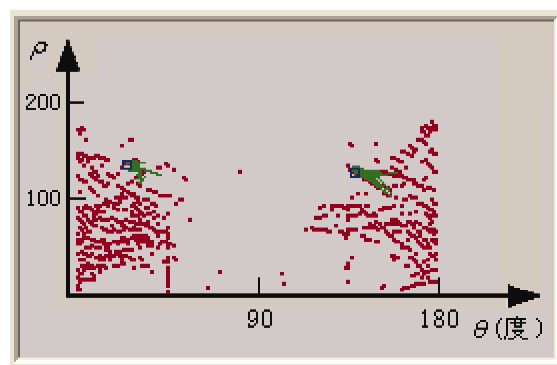
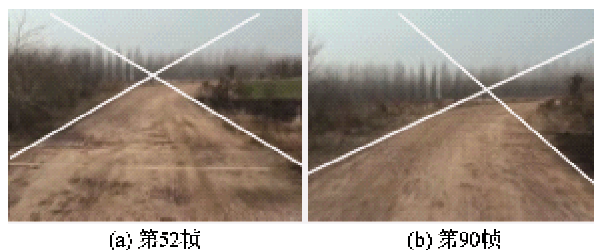


图5 光影路面的道路检测

6.2 道路边界识别实验

图6(a)和(b)分别给出了100帧连续图像中第52帧和第90帧的道路边界跟踪结果,可以看出,弯曲的道路其近距离的边界仍可以用直线进行拟合。图6(c)则给出了道路边界的粒子表示,其中图6(a)中深灰色点代表当前帧图像中道路边界的可能粒子分布,两个白色矩形框分别代表计算出的道路的左

右边界。黑色折线则代表道路边界跟踪结果的轨迹。其中图6(c)的横轴代表霍夫直线与图像 x 轴正方向的夹角,纵轴为图像下端中点到霍夫直线的像素距离。



(c) 道路边界的粒子表示及其跟踪轨迹

图6 基于自适应蒙特卡洛方法的道路边界跟踪

图7则分别记录了Otsu边缘配准法、Otsu双阈值法和最大熵双阈值法对100帧连续图像进行处理时每帧所需要的计算时间。Otsu边缘配准法平均耗时45ms, Otsu双阈值法则需要57ms, 最大熵双阈值平均耗时770ms。因此, Otsu边缘配准法在鲁棒性和实用性上得到了很好的权衡,能够满足智能车辆实时导航的要求。

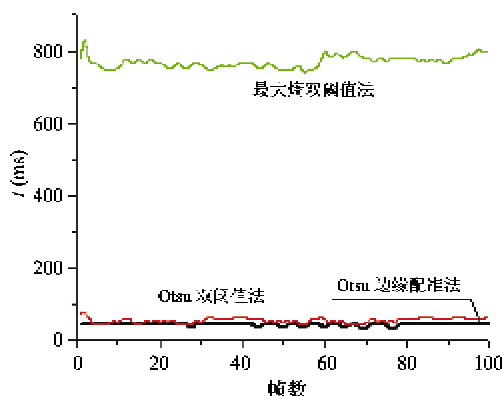


图7 不同道路检测方法的时间耗费

7 结论

本文以Otsu边缘与加权Canny边缘的配准为

核心,利用改进 Otsu 阈值法和自适应蒙特卡罗方法提高道路区域分割和边界跟踪的精度。不同场景下的非结构化道路识别实验表明,本文算法能够有效克服道路缺损、光影、照度变化等不利因素的影响,能够满足智能车辆视觉导航的实时性要求。本文的不足之处是无法建立一个定量的比较体系去衡量 3 种方法的道路边界识别精确度。因此如何对不同的道路识别方法给出定量的精度比较是今后要努力的方向。

参考文献:

- [1] He Y H, Wang H, Zhang B. Color-based road detection in urban traffic scenes. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2004, 5(4): 309-318
- [2] Zhang G, Zheng N N, Cui C. An efficient road detection method in noisy urban environment. In: Proceedings of the 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Xi'an, China, 2009. 556-561
- [3] 陈清华, 杨静宇, 陈建亭. 基于自适应模板的非结构化道路检测. 东南大学学报:(自然科学版), 2007, 37(6):1102-1107
- [4] Jung C R, Kelber C R. Lane following and lane departure using a linear-parabolic model. *Image and Vision Computing*, 2005, (23):1192-1202
- [5] Wang Y, Teoh E K, Shen D G. Lane detection and tracking using b-snake. *Image and Vision Computing*, 2004,(22): 269-280
- [6] Ma B, Lakshmanan S, Hero A. Simultaneous detection of lane and pavement boundaries using model-based multi-sensor fusion. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2000, 1(3):135-147
- [7] Conrad P, Foedisch M. Performance evaluation of color based road detection using neural nets and support vector machines. In: Proceedings of the Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, Washington, D C, USA, 2003. 157-161
- [8] Cao L, Shi Z K, Cheng K W. Automatic multilevel thresholding method based on maximum entropy. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2005, 22(4):335-338
- [9] 范九伦, 赵凤. 灰度图像的二维 Otsu 曲线阈值分割法. 电子学报, 2007, 35(4):751-755
- [10] 陈杰, 王振华, 窦丽华. 一种尺度自适应 Canny 边缘检测方法. 光电工程, 2008, 35(2):79-84
- [11] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust Monte Carlo localization for mobile robots. *Artificial Intelligence*, 2001, 128(1-2): 99-141

Unstructured road detection based on adaptive edge matching

Chen Deyun*, Wang Yanqing*, Shi Chaoxia**

(* School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080)

(** School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract

An improved Otsu thresholding method applicable to double-threshold segmentation for unstructured roads is proposed in this paper to resolve the multi-peak problem in both complicated background and target. This method remedies the mis-segmentation of the Otsu thresholding method caused by the diversity of between-class variances and refines the segmentation precision by matching the proposed Otsu edges with the weighted Canny edges. An adaptive Monte Carlo method based on the weighted Canny edges which has been re-evaluated by Otsu edges is also proposed to improve the precision of the road boundary and overcome the particle degradation by adaptive selection of particle size and the scheme of particle sampling in perception model. The results of the experiments on unstructured road detection in different scenes indicate that the method can not only overcome the negative influences from road flaw, changes of illumination, sunlight and shadow, but also meet the requirement of real-time visual navigation for intelligent vehicle.

Key words: road detection, Otsu thresholding method, Canny edge, double-threshold segmentation, adaptive Monte Carlo method