

基于运动检测的多车辆跟踪方法研究

单玉刚¹, 汪家宝¹, 李世兴², 董爽³

(1. 湖北文理学院 教育学院, 湖北 襄阳 441053; 2. 北方自动控制技术研究所, 太原 030006;
3. 北京联合大学, 北京 100101)

摘要: 针对交通监控场景中多目标粘连造成跟踪上的困难和前后两帧车辆关联困难, 提出了区域运动相似性分割方法和相似度关联矩阵的解决方案; 在运动目标检测过程中, 首先使用背景差分法提取运动区域, 经过消除缺口、空洞和分离等处理, 在运动区域所在范围内进行块匹配搜索和局部光流计算区域运动矢量, 然后使用模糊聚类方法对运动矢量区域融合, 完整的分割出粘连运动目标; 在目标跟踪部分, 目标跟踪建立在目标关联的基础上, 提出建立连续两帧目标间距离和局部二元模式相似度关联矩阵的方法进行运动目标标定, 从而实现多目标关联; 使用公共视频库的图像序列进行测试, 所提算法都能实现连续的跟踪和准确的运动目标分割, 且处理速度快, 表明了算法具有鲁棒性和适用性。

关键词: 运动相似性; 粘连分割; 目标关联; 运动检测

Research on Multiple Moving Vehicles Tracking Method Based on Motion Detection

Shan Yugang¹, Wang Jiabao¹, Li Shixing², Dong Shuang³

(1. Hubei University of Arts and Science, Xiangyang 441053, China; 2. North Automation Control Technology Institute, Taiyuan 030006, China; 3. Beijing Union University, Beijing 100101, China)

Abstract: In view of the difficulties in tracking the overlapping targets in traffic surveillance scene and the difficulty of the vehicle correlation in two consecutive frames, the solutions of the region motion similarity segmentation and the similarity correlation matrix are proposed, background subtraction is used for detecting targets, after eliminating gaps, holes and separation, etc., motion vector is calculated in the motion region by block matching search and local optical flow method, and then the fuzzy clustering method is used to implement the regional integration of motion vectors, which completes adhesion segmentation of the moving target, and reduces the amount of computation. In the part of tracking, target tracking is established on the basis of the target correlation, and the target matching is completed by using similarity correlation matrix of distance and local binary pattern features between frames, so as to realize the multiple target correlation. By using image sequences in PETS to test, The proposed algorithm can achieve continuous tracking and accurate target segmentation, and the processing speed is fast, which shows that the algorithm is robust and applicable.

Keywords: motion similarity; adhesion segmentation; target correlation; motion detection

0 引言

智能视频监控广泛应用于军事、安保、交通、航空、医疗等领域。视频图像的车辆检测与跟踪技术是智能交通系统的核心技术, 它可以同时获取车型、车流量、车速等交通信息, 实现对交通智能管理, 并为车辆的行驶提供参考。

多车辆检测与跟踪的效果主要受到两个因素的制约, 一是场景中多目标粘连车辆间的相互遮挡造成跟踪上的困难, 二是前后两帧车辆关联困难。在复杂的交通环境中车辆间的遮挡是不可避免的, 目前还没有能够完全解决车辆之间因遮挡而造成粘连的方法。对于车辆粘连, 常用的方法有特征模型、统计模型、推理模型等^[1]。文献[2]利用车辆的角点作为特征点建立特征模型解决粘连问题, 文献[3]使用马尔可夫随机

场模型可以有效解决遮挡问题, 但其计算复杂, 不适合实时性场合。文献[4]提出基于凹性分析的粘连车辆分割, 但在复杂条件下, 效果不佳。文献[5]提出基于运动一致性的分割方法, 但全局性运动矢量计算影响实时性。

多目标跟踪的一个关键是确定多目标数据关联方法。常见的多目标数据关联算法中: kalman 预测和模板匹配易丢失目标, 概率数据关联(PDA), JPDA 的数据关联和基于蚁群数据关联^[6-8]等方法计算量较大。

针对复杂交通环境中运动车辆遮挡的问题本文提出一种改进的基于区域运动相似性的粘连车辆分割方法, 提高了精度, 满足了实时性。在车辆跟踪部分, 使用基于背景差分的运动目标检测方法, 这种方法可以有效避免模板漂移造成的跟踪丢失, 始终保持对运动目标的检测。目标之间的匹配建立在目标关联层次上, 采用将运动目标符号化^[9]的方法改进文献^[10]方法, 采用建立前后两帧目标间距离和局部二元模式(Local binary pattern, 简称LBP)^[11]相似度关联矩阵的运动目标标定方法实现目标匹配。实验验证表明该方法是有效的。

1 运动车辆检测

1.1 背景差分目标检测

我们采用通过 Surendra 的建模背景, 使用背景差分法对

收稿日期: 2016-09-27; 修回日期: 2016-11-24。

基金项目: 湖北省教育厅科学技术研究项目(B2016175); 湖北文理学院博士基金(2015B002)。

作者简介: 单玉刚(1971-), 男, 辽宁沈阳人, 讲师, 博士, 主要从事目标跟踪、模式识别方向的研究。

汪家宝(1964-), 男, 湖北随州人, 教授, 硕士, 主要从事教育信息化方向的研究。

视频中的运动区域进行分割。若将背景帧记为 $B(x, y)$, 当前帧记为 $I(x, y)$, 背景差掩模图像记为 $F(x, y)$, 则:

$$F(x, y) = \begin{cases} 1, & |I(x, y) - B(x, y)| > Thr \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中, Thr 为二值化阈值, 由 Otsu 法自适应计算得到。当 $F(x, y)$ 为 1 时, 对应的是前景图像及部分噪声, 为 0 时对应背景。

对于背景点, 将以一定的学习速率对原来的背景进行修正, 以达到动态维护背景的目的, 背景更新采用公式:

$$B_i = B_{i-1} * BW_i + (\alpha * f_i + (1 - \alpha) * B_{i-1}) * (1 - BW_i) \quad (2)$$

其中, α 是学习速率, B 、 BW 和 f 分别表示背景图像、二值图像和序列图像, i 表示当前帧号。

1.2 运动目标区域标定

从背景差分获得二值图像到运动目标区域的标定, 还需要经过形态学处理, 用 8-邻域搜索的区域生长算法完成连通区域的检测, 以及消除背景差分造成的目标区域的缺口、空洞和分离等步骤完成运动目标区域标定。

对于目标分离, 文献 [12] 给出了对当前帧使用区域间距离判断是否合并的公式, 但有时两车辆之间相距很近时, 会把两车合为一体, 导致勿分。本文增加了比较前后两帧位置的限制条件:

$$\begin{cases} |x_c - x_p| < (\omega_{cx} + \omega_{px})/2 \\ |y_c - y_p| < (\omega_{cy} + \omega_{py})/2 \end{cases} \quad (3)$$

其中: x_c, y_c 表示当前帧目标的中心点坐标, x_p, y_p 表示前一帧目标的中心点坐标, $\omega_{cx}, \omega_{cy}, \omega_{px}, \omega_{py}$ 分别为当前帧和前一帧目标的长宽。

两目标是否粘连根据前后两帧区域重叠数量和区域面积变化情况判断:

$$\begin{cases} \text{sum}(c = \text{obj}_i^k \cap \text{obj}_{i-1}^k) \geq 2 (j = 1 \dots n) \\ 1.1 \geq \frac{\text{area}_i^k}{\sum_{l \in c} \text{area}_{i-1}^l} \geq 0.9 \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\text{sum}(c = \text{obj}_i^k \cap \text{obj}_{i-1}^k)$ 表示当前帧 k 与前帧中有重叠的目标数量, c 表示有重叠的目标, $\frac{\text{area}_i^k}{\sum_{l \in c} \text{area}_{i-1}^l}$ 表示当前帧 k 目标与前帧中有重叠的目标面积和的比值。

2 基于运动一致性车辆粘连分割

2.1 目标运动矢量场

由于同一目标在运动时, 它的各个组成部分的运动的速度的方向是相似的, 具有运动一致性, 因此可以使用运动矢量场来表示目标的运动信息。通过计算区域运动信息, 能实现对运动一致性区域合并, 实现对粘连目标的分割。区域运动矢量场计算如下:

1) 对算法运动检测部分检测出的运动区域依次进行目标粘连判断, 若发生粘连, 选取当前帧与前一帧的这个区域范围进行运动矢量场计算, 得到该区域的运动矢量场图, 即速度大小和方向图, 具体计算在第 2 步。车辆是否粘连依据前后两帧目标矩形框重叠数量和重叠区域面积变化情况, 即: 根据公式 (4) 判断。

2) 将前后两帧该运动区域适当扩大尺寸, 以便进行局域光流计算, 然后分成多个大小相等的小块, 使用块匹配运动矢量计算方法, 计算当前帧与上一帧相同区域范围的小块运动矢

量场, 每一个块就转化成一个点, 这里块大小取 8×8 个像素点, 这样可提高匹配计算速度, 每一小块用 R_i 表示。块过大会降低运动矢量精度。按照区域标记, 计算每个区域中每个小块运动矢量方向 θ_i 和幅值 A_i , i 表示是块号。块匹配运动估计得到一帧二维图像上对应的运动矢量图阵列。运动矢量图阵列映射成二维坐标平面上的点集, 每一个子图像块对应坐标平面上的一个点。块匹配搜索算法比较多, 常用的有全局搜索、对数搜索、三步搜索、四步搜索等算法^[13]。块匹配搜索算法计算速度快, 但由于受到相似度量限制, 块匹配搜索算法精度不是非常高。光流估计算法在小位移量的图像匹配精度高。本文采取块匹配搜索结合光流估计的运动矢量场计算方法, 首先用块匹配搜索大致位置, 然后在这个位置用光流估计微小变化, 充分发挥两者优势。本文块匹配搜索采用对数搜索策略, 得运动矢量 $[Mv_{hx}, Mv_{hy}]$ 。

文献 [14] 采用点匹配计算光流, 可将其方法扩展到块匹配光流估计应用中。用 $A(x, y)$, $B(x, y)$ 表示前后两帧图像的灰度值, 块 R_i 大小为 $M \times N$, 块 R_i 的运动矢量为 $[v_x, v_y]$, v_x, v_y 分别表示水平和垂直方向的位移。为了估计运动参数, 建立如下灰度差平方和误差函数:

$$\epsilon(v) = \sum_{x, y \in R_i} [A(x, y) - B(x + v_x, y + v_y)]^2 \quad (5)$$

其中: $v = (v_x, v_y)$, 在搜索窗口范围内, ϵ 取最小值的位置为最佳匹配位置。这时的 v_x, v_y 即为所求的运动矢量。采用泰勒优化法求解该问题。

对式 (5) 进行二元泰勒展开, 略去高项:

$$\epsilon(v) = \sum_{x, y \in R_i} \left[A(x, y) - B(x, y) - \left(\frac{\partial B}{\partial x} v_x + \frac{\partial B}{\partial y} v_y \right) \right]^2 \quad (6)$$

当 $\epsilon(v)$ 取最小值时, 对两个待求参数求偏导为 0, 即 $\frac{\partial \epsilon(v)}{\partial v} = 0$:

$$\frac{\partial \epsilon(v)}{\partial v} = 2 \sum_{x, y \in R_i} [A(x, y) - B(x, y) - \left(\frac{\partial B}{\partial x} v_x + \frac{\partial B}{\partial y} v_y \right)] \begin{bmatrix} \frac{\partial B}{\partial x} \\ \frac{\partial B}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (7)$$

令 $\nabla I = \begin{pmatrix} I_x(x, y) \\ I_y(x, y) \end{pmatrix} = \left(\frac{\partial B}{\partial x}, \frac{\partial B}{\partial y} \right)^T$, I_x 和 I_y 分别为 x 和

y 方向上的图像梯度。令 $I_t = \sum_{x, y \in R_i} A(x, y) - B(x, y)$, 表示前后

两帧搜索区域图像块差, 有 $G = \sum_{x, y \in R_i} \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$ 和 $b =$

$\sum_{x, y \in R_i} \begin{bmatrix} I_t & I_x \\ I_t & I_y \end{bmatrix}$, 则:

$$v = G^{-1} b. \quad (8)$$

块 R_i 总的运动矢量:

$$\begin{cases} MV_x = MV_{hx} + v_x \\ MV_y = MV_{hy} + v_y \end{cases} \quad (9)$$

3) 获取目标区域的运动矢量幅值和方向后, 把每个小块的运动矢量分配到块中每个像素中, 最终得到该区域运动矢量幅值和方向。

2.2 块合并

在区域运动矢量场的基础上, 合并运动幅值和运动方向一致的块, 最终实现分割运动区域。本文对运动矢量场的幅值使

用模糊 C 均值聚类^[15]分析 (初始类别数为车辆粘连数量), 将块聚类到由若干个相同或相近并且基本连通的多个子块构成的子区域, 这样不同的图像区域块代表具有不同运动速度的目标。

经过幅值聚类分析得到的分割结果还不精确, 需进一步使用区域运动矢量方向和幅值的相似性对区域合并。如果区域的第 i 和第 j 像素的运动矢量的夹角小于 15° , 即: $Angle(j) - Angle(k) < 15 * \pi / 180$, 且幅值差异的绝对值满足小于区域均值的百分之八十条件时, 即:

$$|amplitude(j) - amplitude(k)| < 0.8 * mean(\sum_{x,y \in R_j} R(x,y)) \quad (10)$$

判定这两个点具有运动一致性, 进行合并。

3 运动车辆跟踪

多车辆跟踪的一个关键是进行车辆数据关联, 对于视频图像序列, 就是要在相邻帧间进行目标匹配。根据本帧检测出的目标区域的外接矩形框特征和前一帧目标区域外接矩形框特征建立和维持两张车辆表, 一个当前帧车辆表 newObject_info, 另一个是前一帧车辆表 oldObject_info。每个表项包括目标序号 index、车辆状态 state、车辆坐标位置 position (包括外接矩形框的 left、right、top、bottom 坐标)、车辆形心 centroid、车辆速度 velocity、车辆标号 label 等项。当前目标表中没有包括粘连车辆, 粘连车辆已经被分割开, 车辆始终单独存在。当帧数更新时, 前一帧目标表项继承于当前目标表项。

依据这两张基本表建立距离相似度关联矩阵和 LBP 相似度关联矩阵来处理当前车辆状态。LBP 特征描述方法具有旋转不变性和灰度不变性等显著的优点, 对车辆尺度变化、光线变化不明显, 匹配精度要优于模板匹配精度。关联矩阵中的一行表示当前帧第 i 个目标, 一列表示前一帧第 k 个目标。距离相似度:

$$D(i,k) = \frac{\max(w_x^i, w_x^k)/2 + \max(w_y^i, w_y^k)/2}{distance(i,k)} \quad (11)$$

$Distance(i,k)$ 是目标中心距离, $\max(w_x^i, w_x^k)/2$ 为 i 目标最大边长, 两目标距离越近相似度越大, 当两个目标区域有交叉时相似度大于 1。

通常使用巴氏距离衡量 LBP 相似性:

$$L(i,k) = \sum_{u=1}^{m_u} \sqrt{p_u^i \cdot q_u^k} \quad (12)$$

p_u^i, q_u^k 分别表示 i 目标和 k 目标的直方图分布, m_u 为直方图分量的数量。

本文把车辆目标状态分为三种情况: 新车辆、车辆消失、车辆正常。把多车辆粘连和正常的车辆运动情况归为正常状态, 因为本文会把多车辆粘连分割开, 始终以独立的目标存在。通过按行、列扫描匹配矩阵, 确定当前帧目标匹配状态。三种情况处理如下:

(1) 新增: 在距离和 LBP 相似度关联矩阵中第 i 行的每个元素都小于某个阈值, 那么表示当前帧的第 k 个目标为新出现目标, State 更新为 New。新增目标标号需查找上一帧车辆表中消失的目标号或最大目标号进行设定。

(2) 消失: 在距离和 LBP 相似度关联矩阵中第 k 列的每个元素都小于某个阈值, 表示上一帧的第 k 个目标消失, State 更新为 Disappear。

(3) 正常: 正常状态是找到当前帧中一目标与前一帧中匹配的某目标的过程。按行扫描特征关联矩阵, 取出 D_{ik} 和 L_{ik} , 计算两个目标的相似度:

$$S_{ik} = \alpha * D_{ik} + (1 - \alpha) * L_{ik} \quad (13)$$

α 是权值, 本文取 0.6, 距离特征比纹理特征更重要, 具有最大相似度的目标就是所求目标。为了减小计算, 规定: 如果距离或 LBP 特征相似度小于一定阈值, 就忽略该目标。计算结束后更新第 i 个目标的目标标号项, 赋予与前一帧中第 k 个目标相同的标号, State 状态为 Normal。多目标关联方法如图 1 所示。

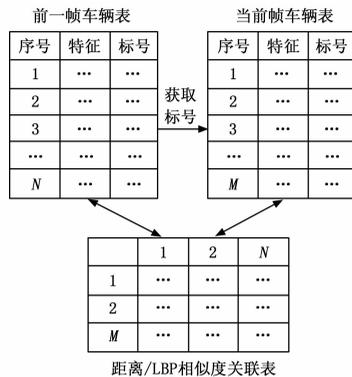


图 1 目标关联方法

运动目标检测和跟踪的总体算法流程图如图 2 所示。

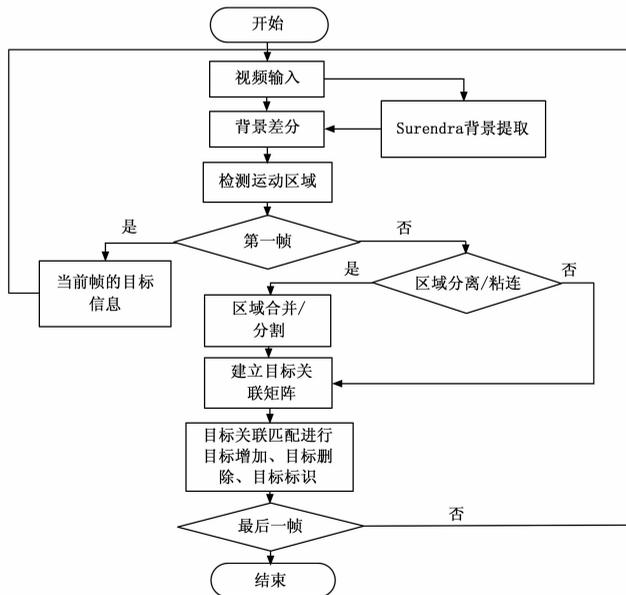


图 2 基于运动检测的多运动目标分割与跟踪流程图

4 实验

实验环境为 CPU: AMD Athlon X2, 操作系统: Windows 8.0, 运行软件: MATLAB 2013a。使用 PETS 视频库视频源来验证本文提出算法的效果, 选取了两种实验场景: 一个比较复杂, 一个比较简单。第一种场景中是车辆运行在高速公路上的视频序列图像, 分辨率 320×240 , 车辆以比较快的速度持续运动, 且车流量较大。第二种场景中运动车辆较少, 但背景对前景干扰较大。

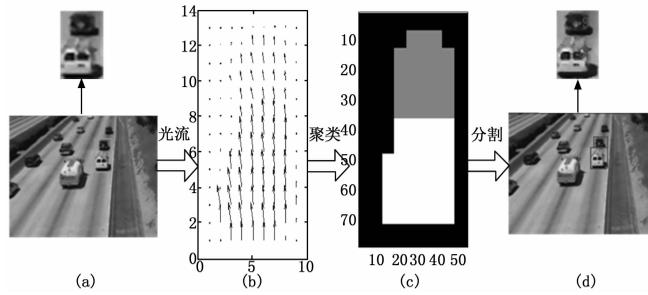


图3 基于运动相似性的车辆粘连分割

在第一场景第24帧中, 有车辆遮挡造成了粘连现象, 整个粘连分割处理流程如图3(a)~3(d)所示。我们可以看到最右侧的白色车和它上方的黑色车经过检测确定为发生了粘连, 如图3(a)。这种情况下, 我们在这个粘连区域进行运动估计产生运动目标区域运动矢量图, 如图3(b)所示, 根据区域运动矢量的幅值大小和区域运动方向进行聚类的效果如图3(c)所示。将分割映射到原图中, 并进行后续的形态学处理后, 可以看到粘连车辆被准确地分割, 从而实现单独跟踪, 如图3(d)所示。

第一场景中第20帧到第31帧车辆跟踪效果如图4所示。可以看到从第24帧到第31帧, 最右边的两辆车都一直处于遮挡状态, 由于粘连分割正确, 两车均被正确单独跟踪。

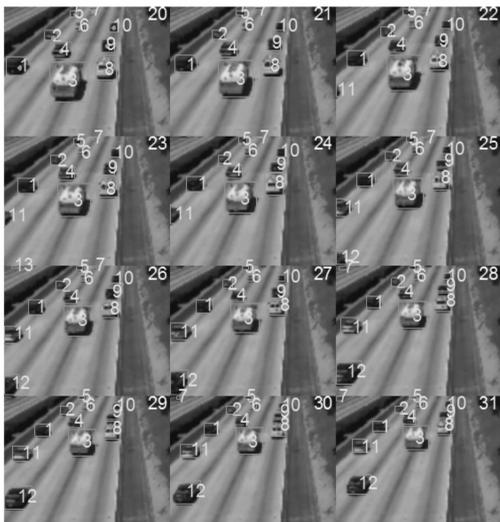


图4 粘连情况下跟踪

第二场景中车辆较少, 场景不复杂, 如图5所示, 但在第72~75帧中, 由于有的车辆的车窗反射造成玻璃与地面纹理相似, 这时使用背景差分进行运动检测会导致同一车辆分为两个或多个目标。运用本文车辆合并判断和合并处理算法能准确地实现车辆分离部分的合并。

图6是图4中目标8从出现到消失的运动信息面积变化曲线图, 平滑的曲线说明了本文算法对粘连目标分割的有效性。在图4、图5两个不同场景中, 本文算法都能实现连续的跟踪和准确的目标分割, 表明本文车辆检测和跟踪算法具有鲁棒性和适用性。

本文算法与文献[16]中的车辆跟踪方法进行了比较, 结果如表1所示。从表1中可以看出: 本文方法的跟踪准确率高

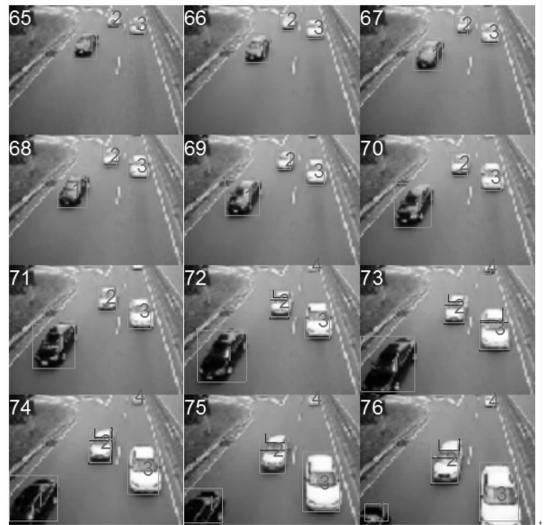


图5 目标合并

于文献[16]中的方法, 而且处理速度与后者相差不多, 12帧/s的处理速度可以满足实时系统的要求。

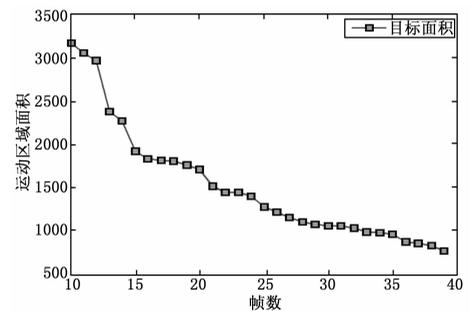


图6 目标面积变化曲线

表1 算法比较

| 方法 | 分割粘连车辆数量 | 准确率% | 处理速度帧/s |
|--------|----------|------|---------|
| 文献[16] | 2辆 | 90 | 10 |
| 本文方法 | 多辆 | 95 | 12 |

5 结论

本文针对交通视频多目标跟踪的车辆分割和目标关联难点, 提出了一种固定摄像机监控视频序列中多运动目标的检测和跟踪方法。该方法首先采用背景差分进行运动检测, 经过形态学滤波和合并处理提取当前帧中运动目标区域, 然后对检测出含有粘连运动目标区域分别采用基于区域运动一致性分割算法进行车辆粘连分割, 取得较好分割效果。同时由于算法先进行变化检测, 在运动窗口范围内进行运动分割, 避免了在整个图像平面上进行计算, 能够大大减少运算量。在车辆跟踪部分, 目标跟踪建立在目标关联的基础上, 通过建立帧间特征相似度关联矩阵实现目标匹配的方法对检测出的运动车辆进行实时跟踪。实验结果表明了本文算法具有有效性。

参考文献:

[1] Cavallaro A, Steiger O, Ebrahimi T. Tracking video objects in cluttered background [J]. IEEE Transactions on Circuits and Sys-

tems for Video Technology, 2005, 15 (4): 575-584.

[2] Coifman B, Beymer D, Mclaulchlan P, et al. A real-time computer vision system for vehicle tracking and traffic surveillance [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 1998, 6 (8): 271-288.

[3] Zhou Y, Tao H. A background layer model for object tracking through occlusion [A]. 9th IEEE International Conference on Computer Vision [C]. New York: IEEE, 2003: 1079-1085.

[4] 吴忻生, 刘洋, 戚其丰. 基于凹性分析的粘连车辆分割 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29 (1): 344-347.

[5] 洪泽宏, 王占辉, 周榕军. 基于运动一致性的视频对象分割方法研究 [J]. 海军工程大学学报, 2007, 19 (4): 90-94.

[6] Bar-Shalom Y, Daum F, Huang J. The probabilistic data association filter [J]. IEEE Control Systems, 2010, 29 (6): 82-100.

[7] Svensson L, Svensson D, Guerriero M, et al. Set JPDA Filter for Multitarget Tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59 (10): 4677-4691.

[8] 康莉, 谢维信, 黄敬雄. 一种基于蚁群算法的多目标跟踪数据关联方法 [J]. 电子学报, 2008, 36 (3): 586-589.

[9] 王栓, 艾海舟, 何克忠. 基于差分图像的多运动目标的检测与跟

(上接第 23 页)

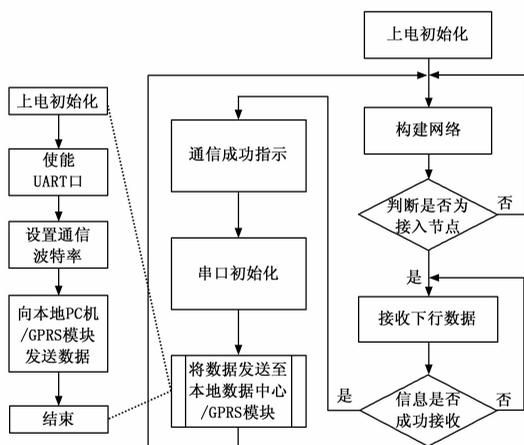


图 6 接入节点软件流程图

对电压、电流测量结果表 1、表 2 所示。相对误差在 2% 以内。

表 1 电压测量结果

| 理论值/V | 实测值/V | 相对误差 |
|-------|-------|------|
| 175 | 178 | 1.7% |
| 189 | 186 | 1.5% |
| 203 | 200 | 1.4% |
| 217 | 213 | 1.3% |
| 231 | 227 | 1.7% |
| 245 | 248 | 1.6% |

表 2 电流测量结果

| 理论值/A | 实测值/A | 相对误差 |
|-------|-------|------|
| 1.42 | 1.44 | 1.4% |
| 3.21 | 3.15 | 1.8% |
| 4.28 | 4.35 | 1.6% |
| 5.34 | 5.44 | 1.8% |

踪 [J]. 中国图像图形学报, 1999, 4 (6): 470-474.

[10] L Marcenaro, M Ferrari, L M archesotti, et al. Multiple Object Tracking under Heavy Occlusions by Using Kalman Filters Based on Shape Matching [A]. International Conference on Image Processing [C]. 2002. 341-344.

[11] Ojala T, Valkealahti K, Oja E, Pietikainen M. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray-level differences [J]. Pattern Recognition, 2001, 34 (3): 727-739.

[12] 危自福, 毕笃彦等. 基于背景重构和水平集的多运动目标分割 [J]. 光电工程, 2009, 36 (7): 28-35.

[13] 刘海峰, 郭宝龙, 冯宗哲. 用于块匹配运动估值的正方形-菱形搜索算法 [J]. 计算机学报, 2002, 25 (7): 747-752.

[14] 戴斌, 方宇强. 基于光流技术的运动目标检测和跟踪方法研究 [J]. 科技导报, 2009, 27 (12): 55-60.

[15] Kannan S R, Ramathilagam S, Chung P C. Effective fuzzy c-means clustering algorithms for data clustering problems [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39 (7): 6292-6300.

[16] 李跃发. 基于视频的车辆检测与跟踪技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007.

另外, 对 60 W 灯泡功率进行测量, 测量误差小于 2%。对系统组网性能测试, 系统组网成功。对 6LoWPAN 通信距离测试, 通信距离可达 80 m。

5 结论

本文设计了一种基于 Contiki 嵌入式操作系统的无线电力监测系统, 以 6LoWPAN 作为无线传输协议, 详细介绍了终端节点、接入节点的设计方法, 其中, 终端节点能够实现电压、电流、功率等电力参数监测, 并将测量数据通过 6LoWPAN 无线协议传输到路由节点或接入节点, 组件无线通信网络, 接入节点能够将数据传输到本地计算机或通过 GPRS 模块融合移动通信网络及因特网传输到远程数据终端。系统对电压、电流、功率的测量相对误差在 2% 以内。能够实现组网。6LoWPAN 通信距离可达 80 m。

参考文献:

[1] 狄新文. 基于 GPRS 的分布式电力监测管理设计 [J]. 硅谷, 2013 (17): 20-21.

[2] 赵小强, 陈升伟, 张朋波. 基于物联网的水质在线监测系统设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (11): 3627-3630.

[3] Gu LX. Advancement of Energyplus and ITS Coupling with Champs-whole Building [C]. Nanjing, China; The 8th International Forum and Workshop on Combined Heat, Air, Moisture and Pollutant Simulations, March 20-22, 2011.

[4] McCutcheon JE, Wang X, Tseng KY, Wolf ME, Marinelli M. Calcium-permeable AMPA receptors are present in nucleus accumbens synapses after prolonged withdrawal from cocaine self-administration but not experimenter-administered cocaine [J]. The Journal of Neuroscience, 2011, 31 (15): 20.

[5] 张洪臣, 付伟乘, 李相化等. 基于 ZigBee 的楼宇电力监测系统 [J]. 科技资讯, 2011 (35): 109.

[6] 李勇, 柳建. 基于 Zigbee 的无线电力监测系统 [J]. 信息技术, 2012 (11): 137-139.

[7] 丁振良. 误差理论与数据处理 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2002.