

高速路段车流量与平均车速视频检测技术研究

彭韬
通信与信息工程学院

一、任务与研究内容

对交通路段多个车道的车流（如图 1.1）进行连续拍摄，获取的车流序列图像中包含了相对固定的背景和运动车流图像。该技术即是对多车道的车流序列图像进行按轨迹（车道）的分流分析。分流后统计出各个车道的车流量、交通路段的总平均车流量、平均车速。

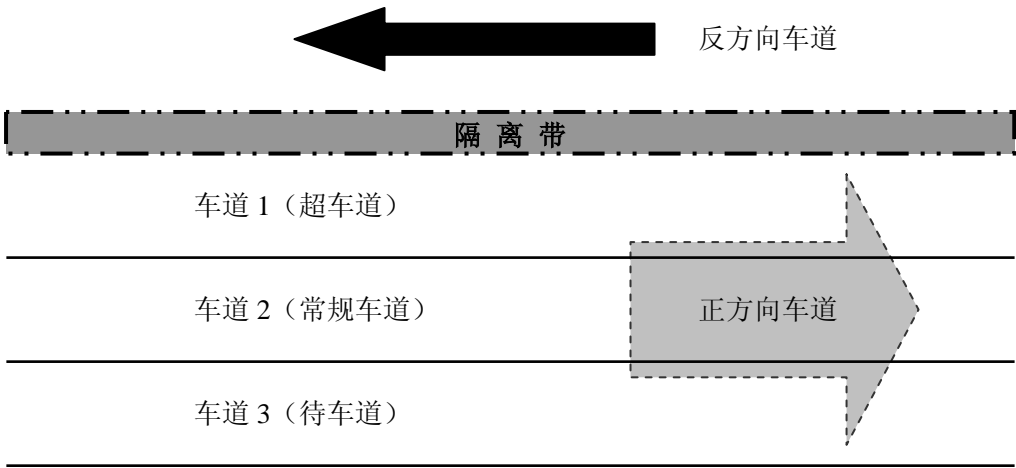


图 1.1 高速路段汽车运行示意图

对于该技术的应用系统，我们输入观测路段（共 R 个车道）场景的固定背景图像与该路段拍摄的图像序列，系统对图像信息进行处理后，将输出该路段在特定时段（比如 t_j 至 $t_j + K\Delta t$ 时段）内的车流统计参数。 K 近似于测试次数。

这些参数（检测量）有：

- 各车道平均车流量 c_i ，这里 i 表示车道序号
- 路段平均车流量 C
- 各车道平均车速 v_i
- 路段平均车速 V

系统信息处理功能如下图所示：

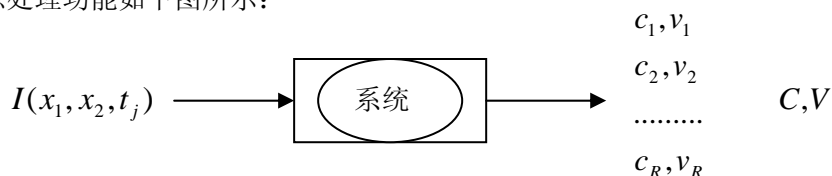


图 1.2 高速路段车流量与平均车速视频检测系统功能框图

其中 $I(x_1, x_2, t_j)$, $(x_1, x_2) \in R_{x_1 x_2}$, $j \in Z$ 表示整个视频图像信息

$$I(x_1, x_2, t_j) \text{ 包括背景图像和运动目标子图像 } \begin{cases} I_{1j}(x_1, x_2, t) \\ I_{2j}(x_1, x_2, t) \\ \dots\dots\dots \\ I_{nj}(x_1, x_2, t) \end{cases}$$

对于应用系统的输出，例如某车道的车流量与平均车速相对时间的关系，可以采用图形表示，如下图：

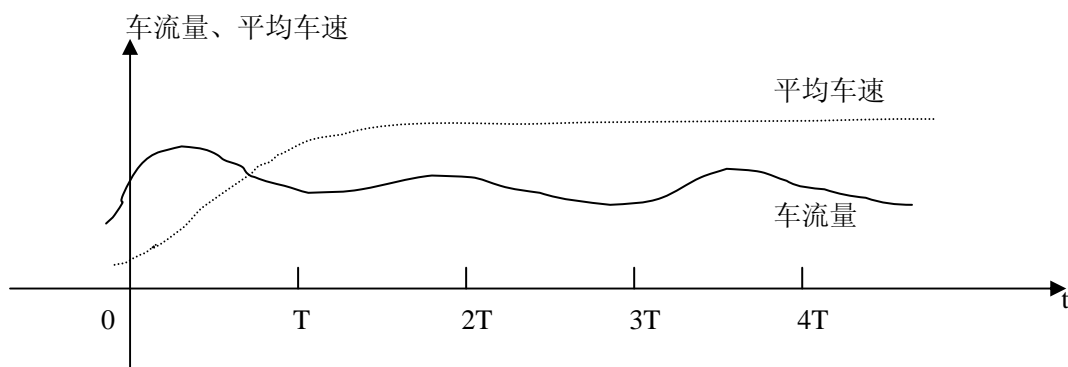


图 1.3 某车道车流量与平均车速对时段曲线图

二、检测基本模型与系统框图

1、检测量基本的数理概念与模型

(1) 各车道平均车流量 c_i

定义：单位时间内该路段某车道通过的车辆个数，单位为（辆/秒）

数学模型：在 t_{kj} 到 $t_{kj} + \Delta t$ 这段时间内，车道 i 有 N 辆汽车通过，则 $c_{ki} = \frac{N}{\Delta t}$ 。

这里 k 表示测试次数，测量一定次数 K 以后，则 $c_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K c_{ki}$

(2) 路段平均车流量 C

定义：单位时间内该路段通过的车辆个数，单位为（辆/秒）

数学模型：车道 i 的车流量为 c_i 。若该路段同方向上共有 R 条车道，则

$$C = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R c_i$$

(3) 各车道平均车速 v_i

定义：车道 i 上，单位时间内车辆经过的路程，单位为（米/秒）

数学模型：车道 i 的某辆汽车，在 t_{kj} 时刻刚好进入车道观测路段，到 $t_{kj} + \Delta t$

时刻，该车刚好离开车道观测路段。若该车道路段长 Δx ，则 $v_{ki} = \frac{\Delta x}{\Delta t}$ ，这里 k

表示测试次数，测量一定次数 K 以后，则该车道平均车速为： $v_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K v_{ki}$ 。

(4) 路段平均车速 V

定义：该路段上，单位时间内车辆经过的路程，单位为（米/秒）

数学模型：车道 i 的平均车速为 v_i 。若该路段同方向上共有 R 条车道，则

$$V = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R v_i$$

2、实现检测的数理模型

2. 1 数字视频的分层表征模型:

$$I(x_1, x_2, t_j) = I_b(x_1, x_2, t_j) \left[1 - \sum_i A_i(x_1, x_2, t_j) \right] + \sum_i [A_i(x_1, x_2, t_j) \cdot I_{mi}(x_1, x_2, t_j)] \quad (1)$$

其中 $I(x_1, x_2, t_j)$ ， $(x_1, x_2) \in R_{x_1 x_2}$ ， $j \in Z$ 表示整个视频图像信息，

$I_b(x_1, x_2, t_j)$ 表示背景图像， $I_{mi}(x_1, x_2, t_j)$ ， $i = 1, 2, \dots, k$ 表示 k 个运动目标子图

像， $A_i(x_1, x_2, t_j)$ 表示相应的运动目标图像的指示函数，该分层模型实质上描述了

运动目标和背景之间遮挡和被遮挡的关系。在等式（1）两端同时乘以

$A_{i_1}(x_1, x_2, t_j)$ ，化简可得：

$$I(x_1, x_2, t_j) \cdot A_{i_1}(x_1, x_2, t_j) = A_{i_1}(x_1, x_2, t_j) \cdot I_{mi_1}(x_1, x_2, t_j) \quad (2)$$

由此可知在运动目标视频图像序列分层模型中，待求解的参数只有两组，分别为 $I_b(x_1, x_2, t_j)$ 和 $A_i(x_1, x_2, t_j)$ ， $i = 1, 2, \dots, k$ 。 $A_i(x_1, x_2, t_j)$ 实际上就是视频序列中各个运动目标所对应的视频对象平面 VOP 的区域形状信息。

在平稳时段内的背景估计出来的前提下，按照分层模型（1）式，在原有的视频图像中减去估计出的背景图像，可得：

$$I_{dM}(x_1, x_2, t_j) = S(x_1, x_2, t_j) + \sum_i (I_{mi}(x_1, x_2, t_j) - I_b(x_1, x_2, t_j)) \cdot A_i(x_1, x_2, t_j) \quad (3)$$

由此可见在运动目标的支持域之外，背景信号的平稳部分已经被去掉，只剩下呈高斯分布特性的随机波动部分，并且其幅度值较小，而在运动目标的支持域内，由于目标边缘和纹理的存在， $I_{dM}(x_1, x_2, t_j)$ 是运动目标的函数，且幅度值较大。

可以把运动目标看成由一系列目标基元 $Ele(i)$ ， $i = 1, 2, \dots, M_e$ 组合而成，以基元为单位对整个空域再次进行划分，然后对每一个空间基元中的差值信号 $I_{dM}(x_1, x_2, t_j)$ 进行统计判决，同样定义基元的信号能量为：

$$I_{Ele(i)}(t_j) = \sum_{(x_1, x_2) \in Ele(i)} I_{dM}^2(x_1, x_2, t_j) \quad (4)$$

如果基元的信号能量满足下式：

$$I_{Ele(i)}(t_j) > WE \quad (5)$$

其中 WE 为相应的门限，该门限不是固定不变的，而是随着视频信息的不同以及噪声的影响而自适应变化的，对于 **自适应门限的具体确定** 可以参见相关的文献。如果上式成立，那么就可判定该基元属于运动目标区域，否则属于背景区域，这样就可以得到以求和形式表达的运动目标指示函数：

$$\sum_i A_i(x_1, x_2, t_j) = \begin{cases} 1 & t_j \text{时刻}(x_1, x_2) \in \text{运动目标基元} \\ 0 & t_j \text{时刻}(x_1, x_2) \notin \text{运动目标基元} \end{cases} \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots, k; \quad j = 1, 2, \dots, n$$

然后根据运动目标的空域分布特性，在空间区域进行连通域的分割，就可以得到每个运动目标的指示函数：

$$A_i(x_1, x_2, t_j) = O_m \left(\sum_i A_i(x_1, x_2, t_j) \right) \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (7)$$

其中 $O_m(\cdot)$ 表示二维图像信号的连通域分割算子。利用上述求得运动目标指示函数，然后根据（2）式，就可以最终得到各个运动目标的 VOP。

2. 2 时空相似性算子与运动目标跟踪

在运动目标跟踪的研究中有许多方法，如基于 Kalman 滤波的运动跟踪技术、基于运动目标跟踪框的目标跟踪技术等。在这里我们利用时空相似性算子来实现运动目标的跟踪。由 VOP 的指示函数可以得到每一个 VOP 的形心坐标：

$$Ch_{i,j} = \frac{\sum_{(x_1, x_2)} x_1 \cdot A_i(x_1, x_2, t_j)}{\sum_{(x_1, x_2)} A_i(x_1, x_2, t_j)} \quad (8)$$

$$Cv_{i,j} = \frac{\sum_{(x_1, x_2)} x_2 \cdot A_i(x_1, x_2, t_j)}{\sum_{(x_1, x_2)} A_i(x_1, x_2, t_j)} \quad (9)$$

其中 $Ch_{i,j}, Cv_{i,j}$ 是第 i 个 VOP 在 t_j 时刻的形心坐标。由指示函数和相应的视频序列可以计算出每一个 VOP 的灰度均值 $Ie_{i,j}$ 和方差 $I\sigma_{i,j}$:

$$Ie_{i,j} = \frac{\sum_{(x_1, x_2)} I(x_1, x_2, t_j) \cdot A_i(x_1, x_2, t_j)}{\sum_{(x_1, x_2)} A_i(x_1, x_2, t_j)} \quad (10)$$

$$I\sigma_{i,j} = \frac{\sum_{(x_1, x_2)} (I(x_1, x_2, t_j) \cdot A_i(x_1, x_2, t_j) - Ie_{i,j})^2}{\sum_{(x_1, x_2)} A_i(x_1, x_2, t_j)} \quad (11)$$

定义 t_j 时刻的第 i_1 个 VOP 和 t_{j+1} 时刻的第 i_2 个 VOP 的位置相似度如下:

$$S_p(i_1, i_2, j) = [d((Ch_{i_1,j}, Cv_{i_1,j}), (Ch_{i_2,j+1}, Cv_{i_2,j+1})) + \lambda_p]^{-1} \quad (12)$$

其中 $d(\cdot, \cdot)$ 表示两个元素之间的距离函数, λ_p 是一个正的常数。当两个点具有相同空域坐标时, 位置相似度达到其最大值 λ_p^{-1} 。

定义 t_j 时刻的第 i_1 个 VOP 和 t_{j+1} 时刻的第 i_2 个 VOP 的灰度相似度如下:

$$S_d(i_1, i_2, j) = [d((Ie_{i_1,j}, I\sigma_{i_1,j}), (Ie_{i_2,j+1}, I\sigma_{i_2,j+1})) + \lambda_d]^{-1} \quad (13)$$

其中 λ_d 是一个正的常数。当两个 VOP 具有相同的灰度均值和方差时, 灰度相似度达到其最大值 λ_d^{-1} 。于是联合相似度算子定义如下:

$$S_{joint}(i_1, i_2, j) = S_p(i_1, i_2, j) \cdot S_d(i_1, i_2, j) \quad (14)$$

其中 $i_1 = \{1, 2, \dots, k_j\}$, $i_2 = \{1, 2, \dots, k_{j+1}\}$, k_j 和 k_{j+1} 分别为 t_j 时刻和 t_{j+1} 时刻 VOP 的总数。基于联合相似度算子, 相邻两帧中的 VOP 对应关系有如下三种:

(1)、对于 t_j 时刻的第 i_1 个 VOP, 在集合 $\{S_{joint}(i_1, i_2, j) | i_2 \in \{1, 2, \dots, k_{j+1}\}\}$

中寻找其最大值 $S_{max}(i_1, i_m, j)$ 。如果 $S_{max}(i_1, i_m, j)$ 大于相应的相似度门限值 η_s ,

则 t_j 时刻的第 i_1 个 VOP 和 t_{j+1} 时刻的第 i_m 个 VOP 具有对应关系, 属于同一个 VO。

(2)、如果 $S_{\max}(i_1, i_m, j)$ 小于相似度门限值 η_s , 则 t_j 时刻的第 i_1 个 VOP 在 t_{j+1} 时刻就没有对应的 VOP, 所以 t_j 时刻的第 i_1 个 VOP 就是其相应 VO 序列中的最后一个 VOP。

(3)、如果 t_{j+1} 时刻的第 i_2 个 VOP 在 t_j 时刻没有对应的 VOP, 则 t_{j+1} 时刻的第 i_2 个 VOP 是相应 VO 的第一个 VOP。

基于上述 VOP 之间的对应关系, 属于同一个 VO 的 VOP 序列就可以分离出来, 于是就可以实现视频对象的有效提取。

2.3 定轨道目标流运动分析

在上文中我们详细论述了基于背景差的运动目标分割提取和采用时空相似性算子实现运动目标跟踪的技术, 并采用大视场观察条件下的车流交通视频图像序列作为实验对象, 取得了较好的实验结果。实际上汽车流是典型的指定轨道区域的运动目标流, 它们通常按照公路上所划定的轨道区域行驶, 所以在大视场观察条件下, 只要在恢复出来的背景图片中通过图像分析技术设定相应的轨道区域划分, 就可以实现运动目标按指定轨道的分流, 监测每一个运动目标的运动轨迹, 运动方式和运动状态等参数, 还能对指定轨道上的运动目标的流量进行统计, 运动异常进行检测等。这些功能对于智能交通系统的可视信息的采集具有十分重要的意义。

除了上面的大视场条件下对定轨道区域运动目标进行分流以外, 在有的应用中还要对运动目标的某些视觉特征如: 纹理特征等进行观察和记录, 在大视场条件下这些视觉特征是不能够清晰观察到的, 所以需要在较小的视场条件下对运动目标进行拍摄, 但此时运动目标在视场中所占有的空间区域较大, 目标相互之间还存在着遮挡, 这给运动目标按轨道的分流和在指定的时空位置上的视觉特征的观察记录带来了困难, 下面就对此进行详细的讨论。

在较小的视场条件下我们仍然采用背景差的方法, 在差分域中进行运动目标的检测, 由于是多运动目标, 要实现各个运动目标所在区域的相互分离, 就需要附加另外的约束条件, 在定轨道多运动目标的场合下, 各个运动目标都属于同一类型, 具有类似的形状信息, 如道路上运动的汽车都具有类似于矩形的投影形状, 所以可以从运动目标的形状特征进行检测和分割。

在差分域中采用自适应门限技术, 可以将运动目标和背景区域初步分开。但是由于噪声等因素的影响, 运动目标区域具有非完整性, 要实现其准确定位和分割还需要采用形态学开闭滤波将运动区域外的噪声点去除, 与此同时形态学滤波也可以使得运动目标区域的边界变得更加光滑, 并去除运动目标区域内部的微小孔洞。下

面就以小视场条件下的车流交通视频场景中的多车道运动汽车视频序列为例来讨论该问题。

由于道路上运动的汽车都具有类似于矩形的投影形状,所以可以利用这一特性进行运动汽车的检测和初步分割。记经过形态学滤波处理的二值化差分图像为 $Val(x_1, x_2)$, 且:

$$Val(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & (x_1, x_2) \in \text{运动目标区} \\ 0 & (x_1, x_2) \in \text{背景区} \end{cases} \quad (15)$$

在 $Val(x_1, x_2)$ 中寻找各个连通的运动目标区域中内接面积最大的正方形 $Sq(l)$, 其中 l 表示正方形的边长, 如果:

$$l^2 > thsq \quad (16)$$

其中 $thsq$ 为相应的门限, 那么该正方形可以作为一个单独的目标区域生长块, 然后以该块为基点, 向水平和垂直两个正交方向交替进行边界的扩展以生成一个类矩形的区域, 在每次扩展过程中, 长或宽增长一个像素单位, 记每一次新扩展区域中像素值为 1 的个数为 L_k , 在该扩展方向上的矩形边长为 R_L , 如果:

$$\frac{L_k}{R_L} > thkz \quad (17)$$

则说明该次扩展是有效的, 其中 $thkz$ 为相应的门限值, 同时矩形的尺寸也得到相应的扩大。如果该次扩展无效, 则在矩形的另一方向上进行扩展。如果连续多次扩展均无效, 那么扩展操作结束, 这时所得到的是一个类矩形的区域。按照这样的方式生长出来的每一个矩形区域就对应一个运动目标所在位置的核心区域, 这样就可以把多个运动目标大致分割成一个个的单运动目标区域。

在运动目标的区域确定之后, 要实现其视觉特征的观察和记录就需要进行定轨道多运动目标的时空定位, 运动目标的空间位置可以利用上面所提取出来的矩形区域的空间方位和背景图像中轨道的划分来确定。这里所说的运动目标的时空定位是指在目标沿轨道运动到指定区域之后对其记录一帧图像, 以实现对其视觉特征的观察和记录。

由于场景背景图像是已知的，可以事先通过人机交互的方式划定运动目标的运动轨道，即所有的运动目标在正常情况下都是沿着相应轨道运动的，当然这一过程也可以通过计算机自动来完成。然后在各个运动轨道的相应位置设置标记，当目标运动到标记位置时就对其进行图像采样。为了处理各个运动目标相互之间的遮挡关系，以及避免同一个运动目标被多次重复采样的情况，这里利用状态转换关系图来实现该目标准确的时空定位与采样。首先对场景中的运动目标进行状态划分，分为如下几种状态：目标搜索状态、目标在指定区域外、进入指定区域状态，定点采样状态，离开指定区域状态。这几个状态之间可以进行状态之间的相互转换如图 1 所示。在运动目标处于定点采样状态时便可以对其进行采样记录。

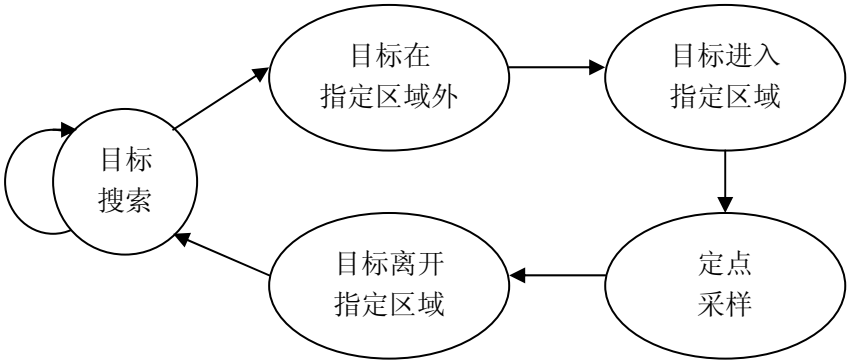


图 2.1 定轨道区域动目标运动状态转换关系示意图

3、系统框图与关键单元

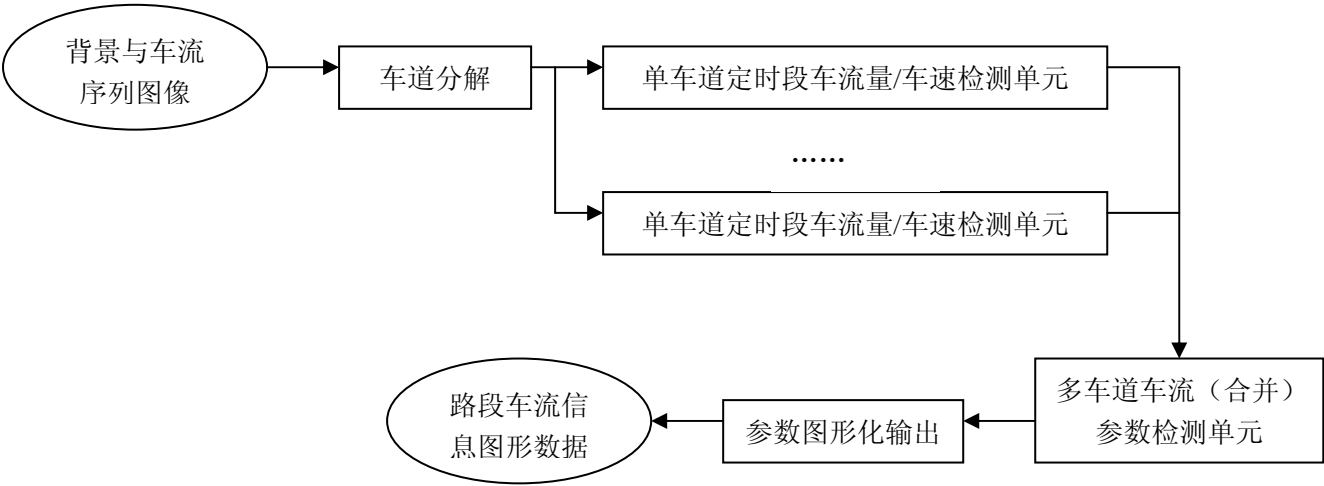


图 2.2 高速路段车流量与平均车速视频检测系统框图

其中关键单元有：

3. 1 单车道定时段车流量/车速检测单元

该模块单元主要用于分析单车道车流图像数据，从而获取该车道上的车流量和车速等车流统计数据。

3. 2 多车道车流参数检测单元

该模块单元用于将单车道车流统计数据进行合并分析，从而得出该路段上整体车流的各种统计数据。

三、单车道定时段车流量/车速检测单元技术

1、时段车流参数（平均速度/流量）检测模型

根据数字视频的分层表征模型，运用时空相似性与运动目标跟踪的理论，我们可以获取 VOP 序列。

设定一个时刻起始点 t_{kj} ，则在 t_{kj} 到 $t_{kj} + \Delta t$ 这段时间内，获取车道 i 通过的汽车

数目 N_{kj} ，则得到本次测得的车道平均车流量 $c_{ki} = \frac{N_{kj}}{\Delta t}$ ，经过一定次数 K 的检测以后，

则车道 i 的平均车流量 $c_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K c_{ki}$ 。

另一方面，对于车道 i ，在某一时刻 t_{kj} 刚好检测到有一辆车进入车道观测路段，

若到 $t_{kj} + \Delta t$ 时刻，检测到该车刚好离开车道观测路段。则 $v_{ki} = \frac{\Delta x}{\Delta t}$ ， Δx 为车道路段

长。这里 k 表示测试次数，测量一定次数 K 以后，得出该车道平均车速为： $v_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K v_{ki}$ 。

2、单车道定时段车流量/车速检测单元信息处理系统框图

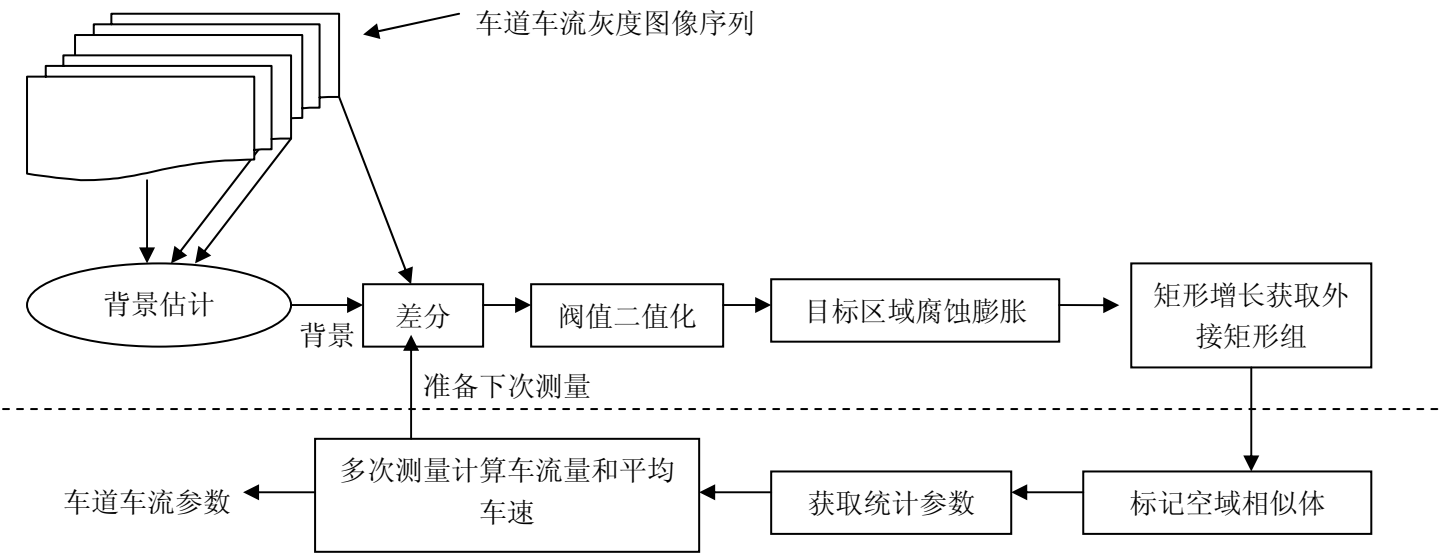
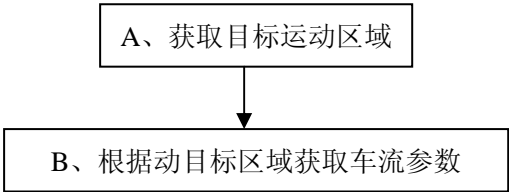


图 3.1 单车道定时段车流量/车速检测单元信息处理系统框图

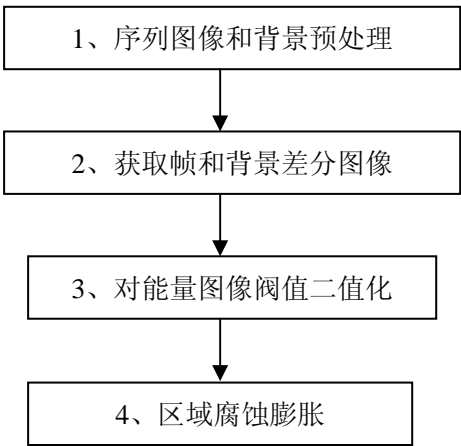
说明:

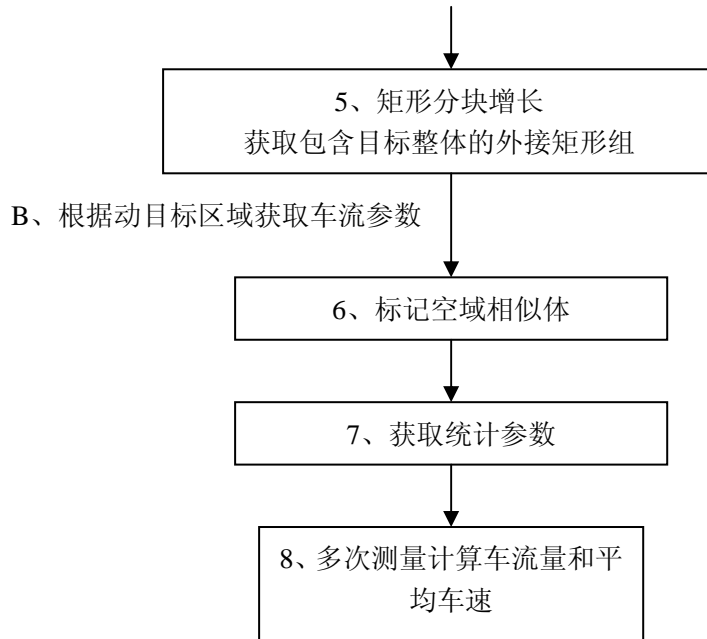
整个单元主要分为两大部分:



3、软件实现算法

A、获取目标运动区域:





功能说明及函数模块化:

1、序列图像和背景预处理

将序列图像和背景图像转换为灰度图像

函数模块 CreateGrayScaleDIB()

将灰度图像尺寸缩小（例如到原来的 1/4）方便后续处理

函数模块 Zoom()

2、获取帧和背景差分图像

将序列图像与背景进行反相差分与正向差分运算（正向差分可以获取目标亮区域，反向差分可以获取目标暗区域）

函数模块 AddMinus()

关于图像差分运算详见《帧与背景差分》。

3、对能量图像阈值二值化

根据某种点能量定义计算图像像素点的能量值，**设定阈值**，对图像进行二值化

函数模块

Template()模板平滑

DifferEnergy()差分能量

ThresholdTrans()二值化

关于阈值二值化详见《差分图像二值化》

4、区域腐蚀膨胀

通过**区域腐蚀膨胀算法**，对二值图像在外部形状大致不变的情况下进行矩形区域腐蚀膨胀连通化

函数模块 RectGrow()

算法详见《区域腐蚀膨胀算法》

5、矩形分块增长

通过**矩形增长算法**，获取包含目标整体的外接矩形组

函数模块 GainObjRectAfterGrow()

算法详见《矩形增长算法》

6、标记空域相似体

根据外接矩形组 **检测空域相似** 运动物体，标记其矩形区域。

函数模块 Recttracert()

算法详见《空域相似标记算法》

7、获取统计参数

通过对 **空域相似体序列的分析**，获取各种统计参数：如车辆计数、车型、车速、违规情况。

详见《动目标的参数分析》

8、多次测量计算车流量和平均车速

多次获取某个参数，求得其平均值进行输出。

四、多车道车流参数检测技术与系统实现