

模糊约束满足在夜间车辆识别中的应用

李亚奎^{1),2)} 卢汉清¹⁾

¹⁾(中国科学院自动化研究所,北京 100080) ²⁾(武汉理工大学,武汉 430063)

摘要 根据夜间运动车辆识别中存在的无法提取有效的车辆特征,提出了一种改进后的模糊约束满足的夜间运动车辆分类方法。通过对夜间交通监控视频中行驶车辆的车灯光的预处理,调整模糊约束问题算法中各类型车辆的隶属函数参数,从而从构造的车辆运动轨迹图像快速地识别出运动车辆的类型。实验结果表明,引入车辆灯光信息后夜间车辆类型识别准确率得到了一定的提高。

关键词 模糊约束满足 夜间车辆类型识别

中图分类号:TP301.6 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)08-1601-07

Vehicle Recognition Based on Fuzzy Constraint Satisfaction

LI Ya-kui^{1),2)}, Lu Han-qing¹⁾

¹⁾(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

²⁾(College of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063)

Abstract According to vehicle characteristics can not be extracted at night, a vehicle classification method based on improved fuzzy constraint satisfaction approach is proposed. Through analysis and pretreatment vehicle's lumps from monitor video at night, the membership function's parameters of fuzzy constraint algorithm were adjusted; thereby vehicle's types were recognized from the constructed motion trajectory image. The experimental result of the system shows that the accuracy of vehicle classification was improved at night, when we involve vehicle lamp information.

Keywords fuzzy constraints satisfaction, vehicle recognition at night

1 引言

智能交通系统已经成为国内外很多大学和研究机构研究的重点,通过搭建智能交通系统可以对道路行驶车辆进行综合分析,可以对未来道路设计、道路维护和城市规划提供重要的依据。随着应用需求的进一步提高,迫切需要智能交通系统能够提供车辆的数量统计与类型识别^[1,2]。由于不同类型车辆的类内差异性和类间的高相似性,使得车辆类型的识别存在很大难度。当前很多学者对车辆类型的识别多是集中在白天光照条件比较好的前提下进行的,这样可以较好地得到车辆外形、纹理和颜色等信

息,而对于夜间或者光照条件很差情况下的研究却非常的少,因为在夜间光照条件差,不容易提取车辆特征,给识别带来很大困难。本文提出了一种通过对车辆行驶中的车灯进行预处理分析,使用模糊约束满足的夜间运动车辆分类方法,使得车辆数量和类型的识别准确率有了一定的提高。

2 模糊约束满足

约束满足问题是人工智能领域的一个重要问题,在模式识别领域已经得到了一定程度的应用。约束满足问题的定义主要体现的是一组赋值和多个约束之间的满足关系,递归形式的回溯算法和弧一

致性方法是其常用的基本算法。在使用约束满足问题来解决现实中的很多问题时,其求解经常会发生欠约束或者过约束的情况,通过增加约束的方法可以解决发生欠约束的情况发生,但是如果产生了过约束的情况,传统上只能重新设计算法来解决问题了,但通过引入模糊数学之后,就可以设计基于模糊约束满足的算法来适应现实问题的求解。

2.1 模糊约束满足定义

模糊约束满足^[3-5]在约束满足的基础上通过引入模糊集将约束满足问题转化为模糊约束问题来解决现实世界中许多无法解决的问题,其已经被人们用来识别一类物体^[6]。模糊约束指在某种程度上可以违反以取得较好综合效果的约束。模糊约束是变量间的模糊关系,通过用实例化变量定义约束满足程度的函数对模糊约束进行描述。模糊约束通过与之对应的模糊子集 A 来定义,假设 A 是变量值域的可能组合 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 的任意一个模糊子集, A 由隶属函数 μ_A 定义, μ_A 把 $\mu_A(d_1, d_2, \dots, d_n)$ 与 $(d_1, d_2, \dots, d_n) \in U$ 联系在一起。 $\mu_A(d_1, d_2, \dots, d_n)$ 表示 (d_1, d_2, \dots, d_n) 满足约束 C_i 的程度,称为约束隶属度。 $\mu_A(d_1, d_2, \dots, d_n) = 1$ 表示 (d_1, d_2, \dots, d_n) 完全满足约束 C_i ; $0 < \mu_A(d_1, d_2, \dots, d_n) < 1$ 表示 (d_1, d_2, \dots, d_n) 部分满足约束 C_i 。

2.2 模糊约束满足问题 (FCSP)

首先介绍模糊约束满足问题的概念,假设 a 为一测量值,定义一个范围 O ,若 a 落在 O 的范围内,则称 a 满足 O 。上述的 O 为一个明确的范围,但是所有测量值均存在不确定性,因此可以提出弹性约束。弹性约束又可分为软约束和优先约束两种,软约束认为若无法完全满足所有限制条件的话,则可以放松部分约束条件,而优先约束则认为约束都有优先级,具有高优先级的约束应先满足,之后再要求满足较低优先级的约束。

模糊约束满足问题使用模糊的概念来处理弹性约束^[7]。假设有一组约束 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$, C 中包含有 m 个变量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, FCSP 尝试寻找一组 X 值可满足 C ; 此外,若有一组测量值与一组约束条件, FCSP 可以用来决定这组观测值满足该组约束条件的程度。

2.3 弹性约束的模糊表示法

软约束可以描述为假设有一个约束 S , 其中包含 k 个变量; 假设 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, 其中 $u_i = \{u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{in}\}$ 为一组 k 个变量的可能值。 S 对于

每一 u_i 具有不同程度的偏好值; 假如偏好值符合全序关系, 则 S 可以用模糊关系 R 来描述, 其隶属函数 $\mu_R(u_i)$ 表 S 对 u_i 偏好的程度。当 $\mu_R(u_i) > \mu_R(u_j)$, 表示 S 对 u_i 的偏好程度高于 u_j ; 若 $\mu_R(u_i) = 0$, 表示 u_i 完全不满足 S 的约束; 而 $\mu_R(u_i) = 1$ 则表示 u_i 完全满足 S 的约束。又若存在 u_i , 使得 $\mu_R(u_i) = 1$, 则称 R 为一正规化的模糊关系。

优先约束可以描述为用一个介于 $[0, 1]$ 的尺度值 α_c 来描述明确约束 C 的优先级, 如果 $\alpha_c = 1$, 则 C 是必要的约束; 若 $\alpha_c = 0$, 则 C 完全没有重要性; 给两个约束 C 及 C' , 若 $\alpha_c > \alpha_{c'}$, 代表满足 C 的重要性高于 C' 。因为 α_c 代表 C 的重要性, 于是 $1 - \alpha_c$ 表示违反 C 的可能性。当明确约束结合其优先级值时, (C, α_c) 可视为一种软性约束, 令 S 为此软性约束, 其对应模糊关系为 R , 于是有

If (u_1, u_2, \dots, u_k) satisfies C

$$\mu_S(u_1, u_2, \dots, u_k) = 1 \quad (1)$$

If (u_1, u_2, \dots, u_k) violates C

$$\mu_S(u_1, u_2, \dots, u_k) = 1 - \alpha_c$$

而若 C 本身已是一个软约束, 则对应的模糊关系为

$$\mu_S(u_1, u_2, \dots, u_k) = \max[1 - \alpha_c, \mu_R(u_1, u_2, \dots, u_k)]$$

2.4 弹性约束的模糊表示法

有了模糊约束满足问题的弹性约束的模糊表示法之后, 可以定义模糊关系的两种运算: 合成以及投射。令 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 而 $W = \{x_{w1}, x_{w2}, \dots, x_{wk}\}$ 及 $Y = \{x_{y1}, x_{y2}, \dots, x_{yh}\}$ 为 X 的两个子集, 且 $W \subseteq Y$ 。若模糊关系 T 约束 Y 的可能值, 令 $R = (T)^{\downarrow W}$ 为 T 投射在 W 上的模糊关系, R 约束了 W 的可能值, R 的隶属函数 μ_R 定义为

$$\mu_R(u_{w1}, u_{w2}, \dots, u_{wk}) = \sup_{AX} \mu_T(u_{y1}, u_{y2}, \dots, u_{yh}) \quad (2)$$

$$AX = \{(u_{y1}, u_{y2}, \dots, u_{yh}) \mid (u_{y1}, u_{y2}, \dots, u_{yh})^{\downarrow W} = (u_{w1}, u_{w2}, \dots, u_{wk})\}$$

其中, $(u_{y1}, u_{y2}, \dots, u_{yh})^{\downarrow W}$ 表示 Y 的可能值 $(u_{y1}, u_{y2}, \dots, u_{yh})$ 投射到 W 。合成运算 \otimes 描述为令 R 和 S 为两模糊关系分别定义在两个变量集合 X 与 Y 。令 $W = X \cup Y$ 。定义 $T = R \otimes S$, T 的隶属函数 μ_T 定义为

$$\mu_T(u_{w1}, u_{w2}, \dots, u_{wk}) = \min[M_1, M_2] \quad (3)$$

$$M_1 = \mu_R((u_{w1}, u_{w2}, \dots, u_{wk})^{\downarrow X})$$

$$M_2 = \mu_S((u_{w1}, u_{w2}, \dots, u_{wk})^{\downarrow Y})$$

上式估测 W 的可能值 $(u_{w1}, u_{w2}, \dots, u_{wk})$, 其同

时满足关系 R 及 S 的程度值。

2.5 弹性约束的模糊表示法

夜间车辆类型识别的 FCSP 算法主要建立在上述的合成和投影两种运算上。假设有一个问题 P 包含 m 个模糊关系 $P = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$, 其中有 n 个变量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。令 $\rho = R_1 \otimes R_2 \otimes \dots \otimes R_m$ 为一个模糊关系, 其合成了 R_1, R_2, \dots, R_m ; 而 $\mu_\rho(u_1, u_2, \dots, u_n)$ 表示 (u_1, u_2, \dots, u_n) 满足 P 的程度, 因此 P 的最优解将是某一 (u_1, u_2, \dots, u_n) 使得 $\mu_\rho(u_1, u_2, \dots, u_n)$ 值最大。定义 ρ 的高度 $Height(\rho)$ 为 P 中所有关系对某一 X 的可能值 (u_1, u_2, \dots, u_n) 达成一致的程 度, 即

$$Cons(P) = Height(\rho) = \sup \{ (u_1, u_2, \dots, u_n) \in U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \mid \mu_\rho(u_1, u_2, \dots, u_n) \} \quad (4)$$

若 $Cons(P) < 1$, 则 P 中有部分条件是没有完全满足。当判断解答是否存在时, 可以计算 $Cons(P) = Height(\rho)$ 是否不为 0。而要寻找最佳的解时, 希望求得 (u_1, u_2, \dots, u_n) 使得 $\mu_\rho(u_1, u_2, \dots, u_n) = Cons(P)$ 。最后计算 $\rho^{\downarrow |x_i|}$ 来寻找所有变量 x_i 的可能值。令 A_j 表示“ $x_j \in U_j$ ”, U_j 为 x_j 可能值的范围, 对于约束 R_i , 若 $A_j \subseteq ((R_i \otimes (\otimes_{l=1,2,\dots,k;l \neq j} A_l)))^{\downarrow |x_j|}$, 则称 x_j 与 R_i 一致。对每一个变量 x_j , 若其与任一约束 R_i 均为一致的话, 则称此 FCSP 为弧线一致; 正式的定义为

$$\begin{aligned} & \forall x_j, \forall R_i \in \{R_1, R_2, \dots, R_m\} \\ & \text{s. t. } x_j \in V(R_i) = \{x_1, x_2, \dots, x_k\} \\ & A_j \subseteq ((R_i \otimes (\otimes_{l=1,2,\dots,k;l \neq j} A_l)))^{\downarrow |x_j|} \quad (5) \end{aligned}$$

若一组约束 C 无论经过何种推导, 都不能获得新的约束时, 则称此组约束为明确的; 若一组约束为不明确, 其相关问题的解不易求。但若问题为弧线一致, 则此问题可以被转换为确定问题, 可简化寻找此问题解的集合。

针对夜间车辆分类问题, 在基于白天光照条件比较好的情况下的 VCR_FCSP (vehicle classification recognition-FCSP) 算法的基础上, 加入对车辆行驶到监控区域时对车辆的车灯光进行分类识别, 然后改变 VCR_FCSP 中的隶属函数参数, 针对不同的类型的车辆类型, 改变其在识别过程中的车辆特征的隶属函数表示, 提出以下改进后的 VCR_FCSP 算法, 假设车灯识别出的结果为 $L(l_1, l_2, \dots, l_n)$, 此算法依然利用弧线一致的概念, 来计算解集合对一个 FCSP 问题的满足度, 算法的流程如下:

VCR_FCSP $\{R_1, R_2, \dots, R_m\}$

Change the values of $\{R_1, R_2, \dots, R_m\}$ depend on L

$Q := \{ \{R_i, x_j\} \mid R_i \in \{R_1, R_2, \dots, R_m\} \}$ and x_j restricted by R_i

While $Q \neq \emptyset$, do

Choose and remove a pair (R_i, x_j) from Q

Compute the restriction induced on x_j via

$$R_i : A'_j = (R_i \otimes (\otimes_{x_j \in V(R_i)} A_l))^{\downarrow |x_j|}$$

If $height(A'_j) = 0$, stop

else

If $A_j \neq A'_j$

Update $A_j : A_j = A'_j$

Propagate the new restriction on x_j to all the neighbors:

For all R_k relating x_j to other variables,

For all x_l restricted by R_k , $x_l \neq x_j$ add (R_k, x_l) to Q

改进后的 VCR_FCSP 的流程说明如下: 先根据对车灯类型的识别, 改变模糊约束关系中的 $\{R_1, R_2, \dots, R_m\}$, 再将问题中所有的约束与变量组合; 接下来依序从 Q 中取一个元素 (R_i, x_j) , 然后计算 x_j 在 R_i 的约束下, x_j 所有可能值对动态改变后的 R_i 的最大满足度; 之后将计算结果储存在 A'_j ; 接下来测试 A'_j 的高度是否为 0, 若为 0, 则停止计算, 若不为 0, 令 $A_j = A'_j$, 并将所有与 x_j 相关的约束 R_k , 其中有关的 $x_l (l \neq j)$, 将 (R_k, x_l) 配对全部加入 Q 中, 重复上述过程直到将 Q 中所有的元素都考虑到。

3 夜间车辆类型识别

在使用改进后的 VCR_FCSP 算法对夜间车辆类型识别之前, 先对进入监控区域的车辆灯光进行识别, 从实际的监控画面(图 1)可以发现, 不同类型的车辆在夜间行驶时车灯发出的光形成的光斑大小是有区别的, 并且大型车和小型车的光斑数量也不相同, 对车灯在监控画面上形成的光斑进行一下处理: 先从原始监控画面上分割出光斑, 依次检测得到参数光斑数量 n_l 、最大光斑面积 s_{\max} 、最小光斑面积 s_{\min} 、光斑间的最小距离 l_{\min} 。根据以上变量建立一个映射表, 用来表示光斑特征与车型的初始对应关系, 为后续的改变车型识别算法参数做准备。

夜间车辆类型的识别与白天一样也要对原始的监控图像进行映射操作, 因为在原始的图像中存在物体畸变。在监控的图像中所测量到的物体的尺寸并不是物体最原始的外形尺寸, 在进行映射操作时选定监控视频中的特定区域作为监控局部区域



(a)小轿车

(b)大卡车

图1 轿车和卡车的车灯光斑

Fig.1 Lamps of sedan and truck

(图2),然后在监控断面中图像中选定特定的行作为构造车辆运动轨迹图像(图3),构造的过程是图2中的 t 轴表示时间轴, x - y 平面就是摄像机拍到的监控图像画面,在每一帧选取监控局部区域,然后将连续的局部区域向 x - t 平面进行投影。在生成的连续的车辆运动轨迹图像中,可以发现存在原始监控图像中的物体形变得到有效修正,方便提取车辆外形等特征^[8]。使用经过映射变换后的运动轨迹图像时,依然存在车辆阴影的问题^[9],使用隐式马尔



图2 监控局部区域

Fig.2 Part zoon of monitor image

可夫模型(HMM)方法来进行阴影的检测和去除。使用运动统计行来处理车辆遮掩与分类识别,可以做到实时处理。运动统计行是一个1维数组,数组的长度是运动轨迹图上运动目标的宽度,运动统计行可以对应运动轨迹图像中的任意一行,经过实验比较,在选取从图像底部向上三分之一的位罝处可以取得比较好的效果。

3.1 运动统计行的建立

当给一个运动目标时,首先定义一个1维数组

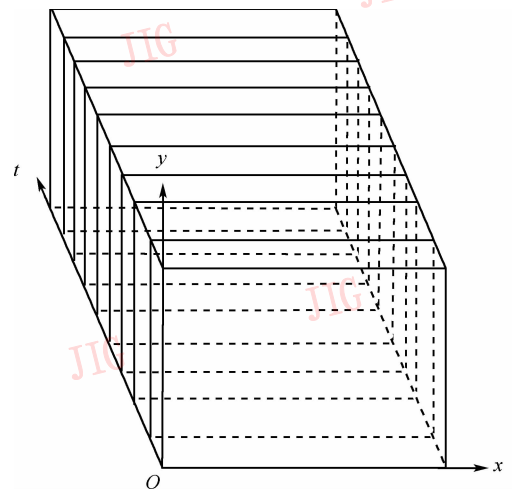


图3 车辆运动轨迹图像的生成

Fig.3 Construct vehicle trajectory image

e ,初始时数组中的值都设为零;若该运动目标有 h 列,就由上至下分析每一列中的像素,若某一像素 x 属于运动车辆,即在数组中对应该像素的位置上加1,其表达式如下:

$$e(x) = \begin{cases} e(x) + 1 & I_i(x) > 0 \\ e(x) & I_i(x) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中, I_i 代表运动目标在运动轨迹图上对应的统计位置第 i 列上的像素值。若将数组 e 中的值表示为一曲线,其中水平轴对应数组的元素,而垂直轴对应元素中的值,称此曲线为运动目标的运动统计行。

3.2 运动统计行模板的建立

运动统计行模板由一组运动统计行所组成,其中每一个元素代表成长至某一特定高度时的运动统计行,若一个运动统计行模板 G 由 h 个运动统计行组成,即 $G = \{e_1, e_2, \dots, e_h, \dots, e_H\}$,其中, e_h 代表高度为 h 时的运动统计行。运动统计行模板曲线的建

立方式如下:首先收集 n 个同一类型车辆所形成的运动目标,然后依式(6)为每一个运动目标建立其对应运动统计行,在建立的过程中,同时纪录运动统计行全部变化过程 E_i ,其中, $i = 1, 2, \dots, n$, E_i 表示第 i 个标准样本,令 $E_i = \{e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ih}, \dots, e_{in}\}$,其中, e_{ih} 表示 E_i 为高度 h 时的运动统计行, H 为 E_i 的最高高度,令对应该车辆类型运动统计行模板为 $G = \{e_1, e_2, \dots, e_H\}$,其中

$$e_i(k) = \frac{\sum_{j=1}^n e_{ji}(k)}{n}, \forall k \quad (7)$$

因为 n 个标准样本的最大高度可能不同,所以 E_i 的最大高度可能不同,因此在计算 $e_i(k)$ 时,若无对应的 $e_{ji}(k)$,则跳过。在本文中,分别为小型汽车、中型汽车、大型汽车、铰接及拖挂车、拖拉机和摩托车建立对应的夜间运动统计行模板。

3.3 车辆遮挡的检测与处理

在实际的应用中,往往在有多个车辆同时通过监控区域时,车辆的相互遮挡会严重影响车辆类型的正确识别。对于车辆遮掩的处理,有人提出用车辆轮廓变形模型来识别^[10],该方法不但可以解决遮掩的问题,又可将不完整的车辆外形恢复,但该方法需要较多的处理时间。另外 Kim 提出 splitting and merging 的方式来处理遮掩的问题,尝试将互相遮掩的前景物先拆成许多区块,再将可能为同一辆车的区块结合,试图找出车辆,此法虽然速度比模板匹配的方法快,但无法获得完整的车辆外形。

使用运动统计行来检测车辆之间的遮挡问题。当在运动轨迹图像上检测到一个运动目标时,为其建立运动统计行,在建立的过程中,及时将运动统计行与运动统计行模板比较,若运动统计行与某一运动统计行模板近似时,即认为此运动目标中含有该模板对应类型的车辆,并立即从运动统计行上将对应的运动统计行模板的部分删除;若运动统计行停止变化,表示运动目标中只含有一辆车辆;若运动统计行继续变化,则说明运动目标中包含遮掩车辆,此时运动统计行有部分需要恢复,恢复的办法是将运动统计行模板与继续变化的运动统计行做 AND 运算,其结果即为需要恢复的部分。如此重复进行上述的比较、移除和恢复操作,可以将所有遮挡的车辆分割出来,同时也可以知道车辆的类型和车辆数量。在运动统计行与运动统计行模板比较时,使用前面

设计的改进后的 VCR_FCSP 算法来进行夜间车辆的分类。

3.4 车辆类型识别

利用改进后的 VCR_FCSP 的算法作为运动统计行与运动统计行模板相似程度的比较方法,其完整的处理方法说明如下:若运动目标形成一个运动统计行 e ,令 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_h, \dots, e_H\}$, e_h 为成长到高度为 h 时的运动统计行, e_h 的最大高度为 H , e_h 的最大宽度为 W , e_h ;已知小型汽车、中型汽车、大型汽车、铰接及拖挂车、拖拉机和摩托车的运动统计行模板分别为 $G_S, G_M, G_L, G_{LT}, G_T$ 和 G_{SM} , $G_X = \{e_{X_1}, e_{X_2}, \dots, e_{X_h}\}$, $X = \{S, M, L, LT, T, SM\}$,其中 e_{X_h} 为最高高度为 h 的运动统计行,令其中高度为 h 的运动统计行模板的最大高度与最大宽度分别为 $H_{e_{X_h}}$ 和 $W_{e_{X_h}}$,可以定义

$$A_1: h = \tilde{H}$$

$$A_2: w = \tilde{W}$$

$$A_3: x = \tilde{A}$$

$$A_4: y = \tilde{B}$$

$$A_5: d = \tilde{D}$$

$$R_1: x = y$$

$$R_2: d = h/w$$

7 个约束,其中 h 为运动统计行模板的最大高度, w 为运动统计行模板的最大宽度, x 为运动统计行模板的面积, y 为运动统计行 e_h 的面积, d 为运动统计行模板的高度与宽度比,所以可以令:

$$H = H_{e_{X_h}}$$

$$W = W_{e_{X_h}}$$

$$A = \sum_{\forall x} e_{X_h}(x)$$

$$B = \sum_{\forall x} e_h(x)$$

$$D = \frac{H}{W}$$

若 K 为模糊数,令

$$\mu_K(x) = \frac{1}{1 + p_l p(x - K)} \quad (8)$$

$\mu_K(x)$ 表示 K 的隶属函数, $\mu_K(x)$ 为钟型的曲线, p_l, p 共同来表示函数曲线上率及下降速率, $x = K$ 时此隶属函数值为最大 ($\mu_K(K) = 1$), x 值越远离 K 会使 $\mu_K(x)$ 的值越小, p_l 在此处表示的就是

前面所述的车灯所形成的光斑的识别结果对系统识别算法的影响之一,针对对车灯的识别,可以很清楚地得知车辆的大概类型,这样在跟与车灯识别结果相同的车辆类型运动模板进行匹配的时候,可以将 p_i 的值适当地调大,而对于不相同的模板匹配时就可以调小,实验结果证明了该方法的有效性。而参数 p 在此处用来处理车辆遮挡的问题,在进行遮掩侦测时,会将 p 值设定的较大,其目的是希望当运动统计行 e 与某一特定运动统计行模板 G_x 非常相似时,才确定 e 为 T_x 所对应的车辆类型。利用式(8)来表示 H 、 W 、 A 、 B 和 D 的隶属函数,因为 $\mu_k(x)$ 是由变量 K 和 $p_i p$ 来控制其值的范围,因此可以用 $(K, p_i p)$ 来表示模糊数 K 的隶属函数;令 $P_{x_i} = \{A, B, H, W, D\}$,因此 P_{x_i} 为模糊约束满足问题, P_{x_i} 表示高度为 i 的运动统计行 e_i 与运动统计行模板 e_{x_i} 的相似程度,利用改进后的 VCR_FCSP 算法,可以计算出运动统计行 e_i 满足问题 P_{x_i} 的程度 γ_i ,令

$$S = \sum_{i=1}^H \gamma_i \quad (9)$$

式中, H 表示运动统计行 e 的最高高度, S 表示各高度的运动统计行与该高度的运动统计行模板的符合程度之和,若 S 值超过某一阈值 σ , 就认为 e 为 G_x 所对应的车辆类型。当认定 e 为 G_x 所对应的车辆类型后,先将该类车辆类型的数量累加,之后将运动统计行减去对应该车种的运动统计行模板 G_x , 若 $G_x = \{e_{x_1}, e_{x_2}, \dots, e_{x_H}\}$, 运动统计行减去运动统计行模板的表达式为

$$e(x) = e(x) - e_{x_H}(x) \quad \forall x \quad (10)$$

若运动统计行不久后停止变化,表明此运动只含有一辆车辆,即可将该车辆完成分类,反之若运动统计行继续成长,进入车辆之间遮挡处理的步骤。

4 实验

对改进后的算法进行测试,使用的测试视频采集自 110 国道,分别为晚上 10 点到 11 点钟和早晨 4 点半到 5 点半钟。摄像机的拍摄高度为 6m, 帧率为 25fps, 道路为双向 4 车道,其中的车辆均是按照正常情况行驶的,没有人工的干预。为了说明进行夜间车辆分类研究的重要性,在表 1 中给出了没有改进前时系统在白天和夜晚测试的结果,说明夜间系统准确率较低是影响系统总体性

能的关键所在。从表 1 中可以看出夜间使用 VCR_FCSP 方法时出现错误分类的主要集中在小型车、中型车与大型车之间。通过使用改进后的 VCR_FCSP 算法对车辆类型进行分类,并把实验结果与使用背景相减结合模板匹配的方法、SVM 的方法、未改进前的 VCR_FCSP 方法进行比较,实验结果如表 2 所示。

表 1 VCR_FCSP 实时交通车辆类型分类结果

Tab.1 The vehicle classification result of VCR_FCSP

	小型	中型	大型	拖挂	拖拉	摩托
白天实际数量	175	96	136	109	6	8
VCR_FCSP	173	88	131	127	3	6
夜晚实际数量	93	131	153	71	7	11
VCR_FCSP	51	102	184	98	9	10

表 2 夜间实时交通车辆类型分类结果

Tab.2 The vehicle classification result at night

	小型	中型	大型	拖挂	拖拉	摩托
实际数量	93	131	153	71	7	11
VCR_FCSP	51	102	184	98	9	10
改进 VCR_FCSP	81	145	139	82	8	9
模板匹配算法	172	154	—	—	4	5
SVM 算法	136	106	110	121	5	5

从实验数据中可以看到,引入车灯所产生的光斑信息,虽不能具体识别出是什么类型的,但却可以大概地区分出小型车、中型车与大型车、拖挂车,然后再分别在小型车与中型车之间进行识别或者在大型车与拖挂车之间进行识别,有效地提高了夜间的识别准确率。模板匹配和 SVM 的方法在夜间没有很好光照的情况下检测结果与实际偏差过大,因此说明引入车灯的预处理对系统是有效的。

5 结论

通过使用改进后的模糊约束满足的方法来对夜间车辆类型进行识别,实验结果表明在充分发挥了模糊约束满足算法在解决车辆类型识别上的优点,同时针对夜间光照低,识别难度较大的问题,找到了提高识别准确率的有效解决方法,表明了提出的改进方法的可行性。在实际应用中,摄像机受到较大的晃动时,夜间的识别的准确率依然会有降低,在下雨天路面出现较多积水的情况下,由于路面积水的反光,对光斑的识别有一定的影响。所以在以后的

研究中希望能够寻找这些问题的解决办法,期待系统可以适合各种天气环境。

参考文献 (References)

- 1 Kagesawa K, Ueno S. Vehicle recognition in infra-red images using parallel vision board [A]. Intelligent Transport Systems World Congress, 1999 [C], Toronto, Canada, November, 1999.
- 2 Zhang Yi-xin, Fan Dong-qi, Di Yang, *et al.* Study on Automatic Vehicle Recognition System [J]. Traffic & transportation, 2006, (Supple): 45 ~ 48. [张颖新, 范东启, 杨迪等. 车型自动识别系统研究 [J]. 交通与运输, 2006, (增刊): 45 ~ 48.]
- 3 Kowalczyk R. On solving fuzzy constraint satisfaction problems with genetic algorithms [A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage [C], Alaska, USA, 1998: 758 ~ 762.
- 4 Ruttkay Z. Fuzzy constraint satisfaction [A]. In: Proceedings of the 3rd IEEE Conference on Fuzzy System Orlando [C], Florida, USA, 1994: 1263 ~ 1268.
- 5 Pal N T, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy c means model [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1995, 3(3): 370 ~ 379.
- 6 Félix P, Barro S, Mányón R. Fuzzy constraint networks for signal pattern recognition [J]. Artificial Intelligence, Special Issue on Fuzzy Logic, 2003, 148(1-2), 103 ~ 140.
- 7 Song Shi-ji, Wu Cheng. A inverse triple I restricting algorithm for fuzzy reasoning [J]. Progress in Natural Science, 2002, 12(1): 95 ~ 100. [宋士吉, 吴澄. 模糊推理的反向三 I 约束算法 [J]. 自然科学进展, 2002, 12(1): 95 ~ 100.]
- 8 Chen Ai-bin. Vehicle Recognition based on Eigen-vehicle [J]. Information Technology, 2004, 28(5): 44 ~ 45. [陈爱斌. 基于特征车的汽车车型识别 [J]. 信息技术, 2004, 28(5): 44 ~ 45.]
- 9 Kilger J. A shadow handler in a video-based real-time traffic monitoring system [A]. In: Proceedings of IEEE Workshop on applications of Computer Vision [C], Palm Springs, CA, USA, 1992: 11 ~ 18.
- 10 Clement Chun Cheong Pang, William Wai Leung Lam, Nelson Hon Ching Yung. A method for vehicle count in the presence of multiple-vehicle occlusions in traffic images [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation System, 2007, 8(3): 441 ~ 459.